

rejection]

[Kind of final disposal of application other than
the examiner's decision of rejection or
application converted registration]

[Date of final disposal for application]

[Patent number] 3353968

[Date of registration] 27.09.2002

[Number of appeal against examiner's decision
of rejection]

[Date of requesting appeal against examiner's
decision of rejection]

[Date of extinction of right]

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平7-99581

(43) 公開日 平成7年(1995)4月11日

(51) Int.Cl. ⁶	識別記号	庁内整理番号	F I	技術表示箇所
H 0 4 N 1/413		D		
G 0 6 T 9/00				
9/20				
		8420-5L	G 0 6 F 15/ 66	3 3 0 J
		7459-5L	15/ 70	3 3 5 Z
審査請求 未請求 請求項の数4 F D (全 47 頁) 最終頁に続く				

(21) 出願番号 特願平5-260465

(22) 出願日 平成5年(1993)9月27日

(31) 優先権主張番号 特願平4-256853

(32) 優先日 平4(1992)9月25日

(33) 優先権主張国 日本 (J P)

(31) 優先権主張番号 特願平5-163635

(32) 優先日 平5(1993)7月1日

(33) 優先権主張国 日本 (J P)

(71) 出願人 000000376

オリンパス光学工業株式会社

東京都渋谷区幡ヶ谷2丁目43番2号

(72) 発明者 今出 慎一

東京都渋谷区幡ヶ谷2丁目43番2号 オリ

ンパス光学工業株式会社内

(72) 発明者 龍田 成示

東京都渋谷区幡ヶ谷2丁目43番2号 オリ

ンパス光学工業株式会社内

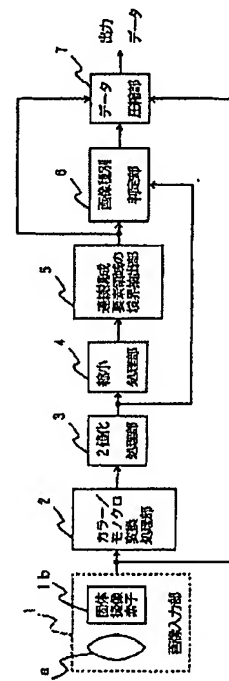
(74) 代理人 弁理士 鈴江 武彦

(54) 【発明の名称】 画像処理装置

(57) 【要約】

【目的】 本発明は、各種画像が混在した入力画像を画像の種類毎の領域に分割でき、各種画像種類に適した画像データ圧縮により混在画像全体のデータ圧縮率を高めると共に、画像の画質を向上させる画像処理装置を提供することを目的とする。

【構成】 本発明は、画像入力部1と、像域分離するカラー画像/モノクロ画像変換部2と、変換されたモノクロ画像を2値化する2値化部3と、2値化画像を縮小する縮小処理部4と、入力画像を構成する2値、連続階調画像などの構成要素の領域の境界を抽出する境界抽出部5と、抽出した境界が生成する部分領域内の画像種類を判定する画像種類判定部6と、データ圧縮処理部7とで構成され、画像のエッジや黒画素パターンの発生頻度の偏りに着目しパターン判定を効率的に行う前処理を施し、前処理データをニューラルネットワークにより画像種類判定で判定を行い、好適する圧縮により処理する画像データ圧縮処理装置である。



【特許請求の範囲】

【請求項 1】 種々の情報が混在した画像を入力する画像入力手段と、

前記画像入力手段から出力された画像データを 2 値化画像データに変換する 2 値化手段と、

前記 2 値化手段からの 2 値化画像データを縮小画像データにする縮小手段と、

前記縮小手段から出力された縮小画像データから画像を構成する連続要素領域を抽出する構成要素領域抽出手段と、

前記構成要素領域抽出手段により抽出された連続要素領域の所定領域ごとに、予め情報により分類された画像種に基づき、画像の種類を判定する画像種類判定手段と、前記抽出された領域と判別された画像種によって好適するデータ圧縮方式を選択し、前記画像入力手段からの画像データを圧縮するデータ圧縮手段とを具備することを特徴とする画像処理装置。

【請求項 2】 文字、絵柄および写真等が混在する混在画像から、文字列、絵柄、写真等の各領域を分割する画像処理装置において、

前記混在画像を記憶する画像メモリと、

前記画像メモリに記憶された混在画像からエッジを抽出し、2 値画像に変換するエッジ抽出・2 値化処理手段と、

前記 2 値画像を所定数の画素からなる小領域に分割し、各小領域を 1 画素に縮小する縮小画像処理手段と、

前記縮小画像中の黒画素領域を統合し、ブロック化するブロック処理手段と、

前記ブロック処理手段のブロック化により連結した黒画素の存在範囲から画像領域外接矩形の対角座標を求める矩形領域抽出手段とを具備したことを特徴とする画像処理装置。

【請求項 3】 文字、絵柄および写真等が混在する混在画像を蓄積する画像フレームメモリと、

前記画像フレームメモリから出力される画像データを同種類毎の画像領域に分割して、同種画像領域の位置並びに大きさを出力する同種画像領域分割手段と、

前記同種画像領域内から所定の大きさの小領域を選択抽出し、該小領域の位置、大きさを出力する探索ブロック領域選択手段と、

前記探索ブロック領域選択手段により選択された小領域に対応する画像データを判定対象領域として前記画像フレームメモリより読み出し、一時蓄積する判定対象ブロック画像メモリと、

前記判定対象領域の画像データから差分値データを検出する差分検出手段と、

前記差分値データにより輝度修正のための修正パラメータを算出し、前記修正パラメータに基づき、前記判定対象領域の画像データから修正された輝度レベルを算出する輝度レベル修正処理手段と、

前記水平・垂直差分検出手段からの水平・垂直差分値データ、及び前記輝度レベル修正処理手段からの修正輝度レベルデータをベクトル量子化するベクトル量子化手段と、

前記ベクトル量子化手段からの量子化ベクトルの各成分の計数を行う量子化ベクトル計数手段と、

計数された量子化ベクトルの成分を入力とし、所定の画像種類を出力するニューラルネットワーク（神経回路網）と、

出力される画像種類の判定結果を評価し決定して、前記同種画像領域の位置及び大きさのデータと合わせて決定した画像種類を出力する画像種決定手段と、を具備することを特徴とする画像処理装置。

【請求項 4】 画像データを入力する画像入力手段と、前記入力した画像データ内から所定の大きさで小領域を選択抽出する判定対象領域選択部と、

判定対象領域の画像データから隣接する画素の所定数（N）の画素からなる局所画素パターンを検出する局所画素パターン検出手段と、

前記局所画素パターンを N 次元空間上でベクトル量子化するベクトル量子化手段と、

前記ベクトル量子化手段により量子化された代表ベクトルに対してその発生頻度を計数してヒストグラムを算出するヒストグラム生成手段と、

前記ヒストグラム生成手段により求められた量子化ベクトルヒストグラムを入力として、その分布形状を識別して所望する画像種類を出力する画像種識別手段と、

前記識別結果を得て、画像種類を決定する画像種決定手段と、

を具備することを特徴とする画像処理装置。

【発明の詳細な説明】**【0001】**

【産業上の利用分野】本発明は、入力する活字、手書き文字、写真、絵柄などの各種画像が混在した入力画像（以下、混在画像と称する）を画像の種類毎の領域に分割し、データ圧縮等の画像処理を行う画像処理装置に関する。

【0002】

【従来の技術】従来、文字、絵柄、写真等が混在した混在画像（文書画像）の様な連続的に階調が変化する画像（以下連続階調画像と称す）をデジタルデータとしてファイリングする際に、それらのデータを蓄積するにしても通信を行うにしても、効率的データの伝送を行うために、画像データにデータ圧縮が施されている。

【0003】一般に混在画像は、撮像装置によって取り込み、データ圧縮等の画像処理を行なう場合、文字、絵柄、写真等の相対的に性質の異なる領域に分割して、各画像領域に応じた処理を行なうのが望ましい。

【0004】この混在画像から、文字列、絵柄、写真等の各領域を分割する手法としては、画像全体を連結成分

に分解し、ある種の統合を行なって、連結成分の集合としての領域を設定する方法が一般に行われている。

【0005】従来の技術としては、例えば、文献“文字／絵柄（網点、写真）混在画像の像域分離方式”〔電子情報通信学会論文誌 D-11 Vol. J75-D-11 No. 1 p.p.39-47 1992年1月〕に記載されるように、文字画像判定を行うために、まずエッジ強調処理を行い、適当な閾値判定により3値化し、黒、白画素が連続する箇所をパターンマッチングによってエッジ領域を検出し、文字画像領域を判断する方式がある。

【0006】また、特開昭61-296481号公報に記載されるような、入力された2値の文書画像を縮小化し、近接した黒画素を統合して領域を検出するものもある。

【0007】これは図49に示すように、文書を光学的に走査し、光電変換することによって得られた2値の画像（文書画像）を記憶する画像情報記憶部と、前記画像情報記憶部に記憶された文書画像を小領域に分割し、各小領域を1画素に縮小して記憶する縮小画像記憶部と、前記縮小画像を文字列方向に走査して、近接した黒画素を統合する黒画素統合処理部と、前記黒画素統合処理部で得られた画像において、黒画素の連結した領域を画像領域として検出する領域検出部とから構成されている。

【0008】前記画像情報記憶部に記憶された2値の文書画像は、所定の画素数からなる小領域に分割され、各小領域中での黒画素の数が所定の閾値以上であれば黒画素を、閾値未満であれば白画素を割り当て、縮小画像記憶部2に記憶される。

【0009】また、黒画素統合処理部では、前記縮小画像を文字列方向に走査して、所定の閾値より短い白ランを黒ランに変換することによって近接した黒画素を統合する。領域検出部では、前記黒画素統合処理部で得られた画像において黒画素の連結した領域を画像領域として検出する。これにより、文書中に含まれる画像領域の検出を行なうことができる。

【0010】また、従来画像情報処理システムの処理機能として、入力した混在画像を画像種類ごとに分類してデジタルデータに変換する処理が行われている。

【0011】この処理は、混在画像をデジタルデータで蓄積メディアに保存する際に、画像種類ごとに最大効率でデータを圧縮できる圧縮方法を適用し、総合的データ量を、所望される情報の品質を維持しつつ、最大限削減することが目的の一つにある。また文字、線画などの2値階調画像と写真などの連続階調画像を分類してそれぞれに2値画像表現された画像がより良好であるように2値化処理方法を適応的に選択することを目的としているものもある。

【0012】前記混在画像の中から画像種類ごとの記載領域を分割し、分類する処理方法は種々考案されてい

る。これらの多くは画像の種類によって呈する特徴量を抽出して、その特徴量を定められた評価関数または判定関数で判断し、画像種類を決定している。画像において、所定ブロック領域内での黒画素の発生頻度やエッジの発生頻度、輝度レベルのヒストグラム、空間周波数分布、線分の方角度分布などを特徴量としているものが従来例として多い。

【0013】また本発明においても特徴量として利用する入力画像の濃度勾配の度数分布を特徴量としている例、特公平4-18350号公報がある。この分類処理方法では、入力画像であるデジタル画像の水平方向、垂直方向に対して画素単位毎に濃度勾配を求め、求めた水平、垂直濃度勾配の値から算出される方向を、分割された小領域内で計数して、その度数分布を求めている。度数分布から度数の分散を算出して、分散と所定閾値との閾値判定により文字領域であるか否かを判断し決定しているものである。

【0014】

【発明が解決しようとする課題】前述した従来の手法による画像データの分類が良好に行われるには、入力された画像データがノイズ等を含まない比較的良好な状態の理想的な画像データを対象としている。しかし実際には、入力画像データに照明ムラやファイル原稿の汚れ等が入り込む場合が多く、このような画像内で部分的にコントラストの低下やノイズの発生し、黒画素検出やエッジ抽出が不安定になる。従って、不安定な黒画素検出やエッジ抽出をパラメータとして用いた従来の手法では、正確な画像種類の判定が非常に難しくなる。

【0015】さらに前述した混在画像の領域分割において、画像領域の端部が欠けることなく領域分割を行なうためには、画像を縮小化する際に文字の端点等のエッジ部分を忠実に反映させることが要求される。しかしながら、従来の技術では取り込んだ2値の混在画像を小領域に分割し、各小領域中の黒画素の数が所定の閾値以上の場合に黒画素を割り当てていたため、閾値が‘0’より大きいと、小領域が画像領域の端にかかった場合に領域が検出されずに、一部が欠けてしまうことや、また閾値を‘0’にするとノイズを多く拾ってしまい、正しい分割が出来ないという欠点を有していた。

【0016】さらに、黑白の反転した混在画像では、文書全体が大きな領域として抽出されてしまうといった欠点も有していた。

【0017】また、前述した濃度閾値から算出される方向の分布は、画像のエッジ部分の方向性分布をよく反映できる。従って垂直・水平方向にエッジ成分を多く含む活字体文字の画像に限って、それ以外の画像との差異が顕著になるので、被判定画像が活字体文字か否かを決定するには有効な特徴量である。さらにこの特徴量から判定を下す評価基準として分布の分散を用いていることは、エッジの方向性の偏りを観察することになり、また

分散の算出そのものが計算的負荷が比較的軽いので実用的である。

【0018】しかし、濃度勾配の方向分布に対する分散だけを閾値判定しても、例えば、輝度（濃度）レベルの範囲が狭くなっている所謂コントラストが低い画像であったり、判定対象小領域に対し文字のエッジ部分占める割合が小さい場合であったり、文字そのものの線の太さが細かったりする場合では、たとえそれが活字体文字画像であっても分散が小さくなり、明確な判定が困難になる。なぜなら背景が呈する濃度勾配の方向分布が頻度として多くなり、文字部分が呈するそれと相対的に差異が認められなくなるためである。背景が示す濃度勾配の方向分布は通常方向依存性はないので、文字部のエッジの方向分布の方向依存性が背景の分布に埋もれてしまう。

【0019】さらには、活字体文字画像に限らず多様な画像（手書き文字・写真・絵柄・背景）を選択して分類しようとする、濃度勾配の方向分布の分散を観察しただけでは全く区別できないという問題点があった。

【0020】そこで本発明は、各種画像が混在した入力画像を画像の種類毎の領域に分割でき、各種画像種類に適した画像データ圧縮等を行うことに当たって好適となる画像処理装置を提供することを目的とする。

【0021】

【課題を解決するための手段】本発明は上記目的を達成するために、種々の情報が混在した画像を入力する画像入力手段と、前記画像入力手段から出力された画像データを2値化画像データに変換する2値化手段と、前記2値化手段からの2値化画像データを縮小画像データにする縮小手段と、前記縮小手段から出力された縮小画像データから画像を構成する連続要素領域を抽出する構成要素領域抽出手段と、前記構成要素領域抽出手段により抽出された連続要素領域の所定領域ごとに、予め情報により分類された画像種に基づき、画像の種類を判定する画像種類判定手段と、前記抽出された領域と判別された画像種によって好適するデータ圧縮方式を選択し、前記画像入力手段からの画像データを圧縮するデータ圧縮手段とで構成された画像処理装置を提供する。

【0022】そして文字、絵柄および写真等が混在する混在画像から、文字列、絵柄、写真等の各領域を分割する画像処理装置において、前記混在画像を記憶する画像メモリと、前記画像メモリに記憶された混在画像からエッジを抽出し、2値画像に変換するエッジ抽出・2値化処理手段と、前記2値画像を所定数の画素からなる小領域に分割し、各小領域を1画素に縮小する縮小画像処理手段と、前記縮小画像中の黒画素領域を統合し、ブロック化するブロック処理手段と、前記ブロック処理手段のブロック化により連結した黒画素の存在範囲から画像領域外接矩形の対角座標を求める矩形領域抽出手段とで構成された画像処理装置を提供する。

【0023】また、文字、絵柄および写真等が混在する

混在画像をディジタル化し蓄積する画像フレームメモリと、前記画像フレームメモリから出力される画像データを同種類毎の画像領域に分割して、同種画像領域の位置並びに大きさを出力する同種画像領域分割手段と、前記同種画像領域内を所定の大きさの小領域に選択抽出し、該小領域の位置、大きさを出力する探索ブロック領域選択手段と、前記探索ブロック領域選択手段により選択された小領域に対応する画像データを判定対象領域として前記画像フレームメモリより読み出し、一時蓄積する判定対象ブロック画像メモリと、前記判定対象領域の画像データから水平方向の差分値データ及び垂直方向の差分値データを検出する水平・垂直差分検出手段と、前記水平・垂直差分データにより輝度修正のための修正パラメータを算出し、前記修正パラメータに基づき、前記判定対象領域の画像データから修正された輝度レベルを算出する輝度レベル修正処理手段と、前記水平・垂直差分検出手段からの水平・垂直差分値データ、及び前記輝度レベル修正処理手段からの修正輝度レベルデータをベクトル量子化するベクトル量子化手段と、前記ベクトル量子化手段からの量子化ベクトルの各成分の計数を行う量子化ベクトル計数手段と、計数された量子化ベクトルの成分を入力とし、所定の画像種類を出力するニューラルネットワーク（神経回路網）と、出力される画像種類の判定結果を評価し決定して、前記同種画像領域の位置及び大きさのデータと合わせて決定した画像種類を出力する画像種決定手段とで構成された画像処理装置を提供する。

【0024】さらに、入力した画像信号をディジタル画像データに変換する画像入力手段と、前記入力した画像信号内から所定の大きさで小領域を選択抽出する判定対象領域選択部と、判定対象領域の画像データから隣接する画素の所定数（N）の画素からなる局所画素パターンを検出する局所画素パターン検出手段と、前記局所画素パターンをN次元空間上でベクトル量子化するベクトル量子化手段と、前記ベクトル量子化手段により量子化された代表ベクトルに対してその発生頻度を計数してヒストグラムを算出するヒストグラム生成手段と、前記ヒストグラム生成手段により求められた量子化ベクトルヒストグラムを入力として、その分布形状を識別して所望する画像種類を出力する画像種識別手段と、前記識別結果を得て、画像種類を決定する画像種決定手段とで構成された画像処理装置を提供する。

【0025】

【作用】以上のような構成の画像処理装置は、画像入力部により画像データが2値化処理部に入力される。前記2値化処理部では、エッジ抽出かまたは黒画素抽出が行われた後に2値化し、その2値化データは構成領域の境界抽出を容易にするために縮小処理部に入力され、縮小処理が施される。縮小処理部から出力された縮小2値画像は、連続する構成要素の領域を抽出する構成要素領域

抽出手段に入力され、領域が抽出される。抽出された構成要素の部分領域に対し、逐次画像種類判定処理が施され画像種類の判定がなされ、それぞれに好適するデータ圧縮処理がなされる。

【0026】また、本画像処理装置は、入力された、異なる画像の種類、例えば活字体文字、手書き文字、写真、絵柄画像などが混在する画像（文書画像）からエッジを抽出し、2値化画像処理が施される。その2値画像を所定数の画素からなる小領域に、画像領域の端部が欠けることなく、また、黒白の反転した混在画像に対しても、効率よく分割されて、各小領域が1画素に縮小され、縮小画像中の黒画素領域を統合しブロック化される。前記ブロック化により連結した黒画素の存在範囲から画像領域外接矩形の対角座標を求められ、同種画像領域毎に分割される。

【0027】さらに本画像処理装置は、入力した混在画像が同種画像領域毎に的確に分割され、同種画像領域内に判定対象領域を定めて、例えば水平差分値、垂直差分値、修正輝度レベルの3つのパラメータがなす3次元直交空間に分布する形状をベクトル量子化によりパターン化してモデル化し、そのモデル化された分布パターンをニューラルネットワークで認識して画像種類が判定され、混在画像が像域分離される。

【0028】また本画像処理装置は、混在画像の各分割領域に対し、所定の小ブロック単位で特徴パターンを検出し、その特徴パターンの生起確率分布をニューラルネットワークで識別し判定される。この特徴パターンの特徴量は、画像の隣接する画素の複数(N)からなる例えば、輝度パターンを所定小ブロック内で漏れなく検出され、検出された輝度パターンをN次元ベクトルと見なし、N次元空間において、ベクトル（輝度パターン）のベクトル量子化が行われる。そして量子化された所定数の代表ベクトルに対して、それぞれ発生度数分布を計数して、発生度数分布の形状を識別する目的で各量子化ベクトルの発生度数を並列して、例えば画像種識別手段としてのニューラルネットワークに入力され、分布形状に対応する画像種識別結果が出力される。

【0029】

【実施例】以下、図面を参照して本発明の実施例を詳細に説明する。

【0030】図1には、本発明による第1実施例としての画像データ圧縮装置の構成を示し説明する。

【0031】この画像データ圧縮装置において、画像入力部1は光学系1aと、例えばCCD等の固体撮像素子1bとで構成され、入力する2値画像または連続階調画像から成るカラー画像をデジタル画像データに変換して取り込む。

【0032】前記画像入力部1から出力される画像データは、カラー／モノクロ変換処理部2に入力され、取り込んだカラー画像から輝度（明度）成分のみのデータに

変換されモノクロ画像データに変換し出力する。これは画像種類を特定して領域を抽出する像域分割を行う上で、初期段階で扱うデータ量を削減し、以後の処理を簡単化することにある。

【0033】前記カラー／モノクロ変換処理部2から出力されるモノクロ画像データは、2値化処理部3に入力され、2値化処理が施される。前記2値化処理部3では、黒画素抽出処理またはエッジ抽出処理が行われる。

【0034】ここで、前述した処理を図2及び図3を参照して具体的に説明する。

【0035】図2には、黒画素抽出の処理を行う構成を示す。

【0036】まずモノクロ画像データは、差分演算処理部11、12により、画像の水平方向と垂直方向のそれぞれに対し、所定の画素間単位毎に差分処理が行われる。この差分処理で得られたデータに対して、適切な閾値を設定して、差分データの絶対値がその閾値以下のとき‘0’とし、それ以外は‘1’とする2値化処理を2値化処理部13、14で行う。

【0037】そして合成部15により、水平、垂直の各2値化データの論理和（排他的論理和）をとり、再び水平、垂直方向のデータに分離して黒画素再生部16、17にて連続する‘0’を挟んだ‘1’と‘1’の間を全て‘1’にする。

【0038】その結果得られる水平、垂直方向の2値化データを、さらに合成部18で論理和をとり、黒画素ビットマップを得る。

【0039】次に図3を参照して、2値化処理部3で行う2値化処理のもう1つの手法及び、エッジ抽出処理の一例を説明する。前記黒画素ビットマップを生成したのと同様に、モノクロ画像データは、画像の水平方向と垂直方向それぞれに対して、所定の画素間単位毎に差分演算処理部21、22で差分処理が行なわれる。

【0040】これらの差分処理で得られたデータに対し、適切な正又は負の閾値を設定して、差分データがその正の閾値以下の時、又は負の閾以上の時‘0’とし、正の閾値以上の時、又は負の閾以下の時は‘1’とする2値化処理を2値化処理部23、24で行う。ここでこの様にするのは、正負2対の差分値から成る2値線分の一方のエッジのみを抽出するためである。これは文字画像等で、その線分の太さの変化に対する特徴パラメータの依存性を軽減するためである。水平、垂直方向それぞれの2値化データの論理和（排他的論理和）を合成部25でとり、エッジ抽出による2値化画像データを得る。

【0041】次に図1に戻り、全体の処理の流れを再び説明する。

【0042】前記2値化処理部3から出力された2値画像データは、縮小処理部4に入力され、縮小処理を行う。縮小処理は適当な間隔で画素の単純間引きによって実現する。この縮小処理によって2値画像データは、行

間等の画像を構成する要素が無い領域と構成要素がある領域との分離がより明確になる。

【0043】そしてデータ自体の削減が実行され、処理負荷が低減される。縮小処理部4からの出力は、連続構成要素領域の境界抽出部5に入力される。この境界抽出は、例えば、図4に示す構成によって処理が実現される。

【0044】まず、間引き処理部26から出力された2値化データは、LPF（ローパスフィルタ）27を通して、エッジ部の平滑化処理が行われ、平滑化処理によって得られたデータは、エッジ抽出部28で閾値判定によるエッジ抽出が行われる。

【0045】ここで抽出されたエッジデータにより、境界線算出部29により、水平線垂直線で直線近似を行い連続構成要素領域の境界を算出することができる。この直線近似は、例えば、最小自乗法による近似を用いることができる。結果として、複数の構成要素毎の矩形領域を得る。

【0046】次に連続構成要素領域の境界抽出部5から出力された領域データに基づき、画像種類判定部6により、領域毎の画像種類が随時判定される。

【0047】画像種類の判定において、図5を参照して具体的に説明する。図5（a）は事前に画像種類の違いによる特徴を統計データより抽出して判定時の評価基準を判定する過程を示す。図5（b）は求めた評価基準を使って実際の画像種類の判定を行う際の過程を示す。図5（a）のエッジ抽出部31は、図1で説明された2値化処理部3に対応する。

【0048】抽出されたエッジデータは、元々の入力画像に照明ムラ等があった場合にそれらを削減する効果がある。また図3で説明したエッジ抽出手法を使えば、文字画像等を構成する線分の太さに対する依存性が小さい特徴パラメータとすることができる。エッジ抽出部31から出力された2値化画像データは、所定のブロック単位で統計的に複数サンプルし、KL変換部32でKL変換が施される。KL変換部32ではブロックを構成する画素数の正規直交ベクトルで表されているブロック単位の2値化画像データを無相関データになるように変換し、その基底ベクトルを基底ベクトル抽出部33で算出する。

【0049】その基底ベクトル算出の対象となる2値化画像データは画像種類が混在した画像標本を用いる。従って各種画像が混ざった画像データの任意のブロックデータを使用する。算出した基底ベクトルは内積演算部34に入力され、エッジ抽出部31から出力される2値化画像データとブロック単位で内積演算が行われる。内積演算されたデータは、算出基底ベクトル毎の成分値を示し、各種画像に応じた特徴量が得られる。得られた基底ベクトル毎の内積結果である特徴量をニューラルネットワーク部35に入力する。

【0050】前記ニューラルネットワーク部35に入力する入力数は、前記基底ベクトル数としてもよいが、特徴量を顕著に表すベクトルから優先的に選択して有効なベクトルのみをニューラルネットワークの入力としてもよい。ニューラルネットワークは階層型ネットワークを用いる。ニューラルネットワークの出力は判定したい画像種類の数として、教師データ入力部36から教師データが人為的にサンプルしたブロックデータ毎に入力され、学習がなされる。学習は一般的な逆伝搬法を用いられよう。

【0051】ブロック領域単位の事前学習によって構築されたネットワークは、2値化画像データの画像種類の違いによる2値化パターンベクトルの判定回路である。この判定回路に2値化パターンデータを入力することで画像種類の判定を実行することができる。KL変換によって求めた各ベクトルの特徴量の判定にあえてニューラルネットワークを用いるのは、特徴量の微妙な違いをより精度よく判定するためである。

【0052】そして図5（b）で示す実際の判定では、エッジ抽出部31の出力が内積演算部34に入力され、エッジ抽出部31から出力される2値化画像データとブロック単位で先に求めた基底ベクトルとの内積演算が行われる。その出力は事前学習にて構築したニューラルネットワーク35に入力され画像の種類が判定され、判定した画像の種類を出力する。

【0053】図1の構成図において、画像種類判定部6から出力される画像種類判定結果のデータはデータ圧縮部7に加えられて、データ圧縮方法が選択され、画像入力部1からの出力画像を該当するデータ圧縮方法でデータ圧縮が行われる。当然ながら境界抽出部5から出力される領域の位置及びサイズデータと共に画像データが存在する部分のデータのみ選択的にデータ圧縮が施される。従ってデータ圧縮部からの出力は、画像データが存在する複数の部分領域の位置とサイズのデータと各領域の画像種別データと各領域の圧縮データとなる。

【0054】以上詳述したように本実施例の画像圧縮装置では、照明ムラ等の外乱が存在して入力される混在画像において、外乱に影響され難い2値化パターンを最適座標軸変換とニューロ判定を効果的に行使する構成の画像データ圧縮装置を提供することにより、混在画像ファイルの総データ数が削減され、且つ画像種ごとの像域分割を精度よく実行することができる。

【0055】また、この第1実施例によれば、初期段階において、2値化と縮小処理を行い像域分割を行い、扱う画像データ並びに画像種類の判定箇所が少なく済むため、演算処理の負荷低減が図られハード化を容易にし、実現性が高い画像データ圧縮装置である。

【0056】次に図6には本発明による第2実施例としての画像処理装置の領域分割の概念を示し説明する。

【0057】この画像処理装置において、撮像装置等に

よって取り込まれた文書画像を記憶する画像メモリ 45 と、前記画像メモリ 45 によって記憶された文書画像からエッジ抽出して 2 値化するエッジ抽出・2 値化処理部 46 と、前記エッジ抽出・2 値化処理部 46 で 2 値化された文書画像を縮小化する縮小画像処理部 47 と、前述した縮小画像中の近接した黒画素を連結してブロック化するブロック処理部 48 と、前述したブロック処理画像中の連結した黒画素の存在範囲から外接矩形の対角座標を求める矩形領域抽出部 49 とで構成される。

【0058】次に図 7 には、第 2 実施例の画像処理装置のさらに具体的な構成を示し説明する。

【0059】前記エッジ抽出・2 値化処理部 46 において、図示しない撮像装置によって取り込まれ、画像メモリ 45 に記憶された 24 ビットフルカラー文書画像を 8 ビット白黒階調画像に変換する輝度変換回路 50 と、白黒階調画像を記憶する階調画像メモリ 51 と、前記階調画像メモリ 51 に記憶された白黒階調画像を横方向に走査し、差分をとる横方向差分処理回路 52 と、前記差分値を 2 値化する 2 値化処理回路 53 と、前記横方向差分 2 値画像を記憶する横方向 2 値画像メモリ 54、縦方向の同様の操作を行なう縦方向差分処理回路 55 と縦方向 2 値画像メモリ 56 と、前記 2 値画像メモリ 54、56 に記憶された 2 値画像の論理和をとり、エッジ 2 値画像を得る論理和演算回路 57 と、前記論理和演算結果の 2 値画像を記憶する 2 値画像メモリ 58 とで構成される。

【0060】そして前記縮小画像処理部 47 においては、前記 2 値画像メモリ 58 に記憶された 2 値画像を縮小する縮小画像処理回路 59 と、前記縮小画像を記憶する縮小画像メモリ 60 と、前記縮小画像メモリ 60 に記憶された縮小画像中の孤立点等を除去するフィルタ処理回路 61 とで構成される。

【0061】さらにブロック処理部 48 においては、前記フィルタ処理回路 61 からのフィルタ処理画像を縦横に走査し、所定値以上の長さを持つ白ラン（長白ラン）を検出する長白ラン検出回路 62 と、検出された長白ランを記憶するブロック画像メモリ 63 と、前記ブロック画像メモリ 63 に記憶されたブロック画像にラベリングを施すラベル処理回路 64 とで構成される。

【0062】そして、矩形領域抽出部 49 においては、ラベル処理回路 64 によって、同一のラベルを付与された黒画素の存在範囲から各ブロックの外接矩形対角座標（アドレス）を抽出するアドレス抽出回路 65 と、抽出されたアドレスを記憶するアドレスメモリ 66、前記アドレスメモリ 66 に記憶されたアドレスを縮小化する前の画像のアドレスに変換するアドレス変換回路 67 とで構成される。

【0063】このように構成された画像処理装置において、撮像装置によって取り込まれ、画像記憶メモリ 45 に記憶された 24 ビットフルカラー文書画像は、輝度変換回路 50 によって 8 ビット白黒階調画像に変換され、

階調画像メモリ 51 に記憶される。輝度変換回路 50 としては種々のものが考えられる。例えば、RGB それぞれに所定の値を乗じてその総和をとるような構成とする。横方向差分処理回路 52 では、階調画像メモリ 51 に記憶された白黒階調画像を横方向に走査して差分をとり、2 値化処理回路 53 で差分値を 2 値化して横方向 2 値画像メモリ 54 に送る。

【0064】このような操作について図 8 を用いて説明する。

【0065】図 8 は、文書画像の一部を拡大して示した一部画像 68 と、一部画像 68 に対応する部分の階調画像データ 69 と、横方向 2 値画像メモリ 54 に記憶された一部画像 68 に対応する部分の 2 値画像 70 とを示している。

【0066】前記一部画像 68 では、1 つのマスが 1 画素を表しており、前記階調画像データ 69 は、階調画像メモリ 51 に記憶された一部画像 68 に対応する部分の階調画像データを横方向に走査して隣接画素の差分をとり、例えば、差分値が 50 を越えたときにその部分をエッジと見なして、輝度の小さい方の画素の 1（黒）を割り当てて 2 値化し、横方向 2 値画像メモリ 54 に記憶させる。

【0067】同様に、縦方向差分処理回路 55 では、縦方向に差分をとって 2 値化し、縦方向 2 値画像メモリ 56 に送る。また論理和演算回路 57 では、前記横方向 2 値画像メモリ 54、縦方向 2 値画像メモリ 56 に記憶された差分 2 値画像の論理和をとり、得られたエッジ 2 値画像は 2 値画像メモリ 58 に記憶される。

【0068】そして縮小画像処理回路 59 では、例えば、2 値画像メモリ 58 に記憶された 512×512 画素からなる 2 値画像を縦横 8 画素からなる 64×64 個の小領域に分割する。そして各小領域中で黒画素（値が 1 の画素）を検出し、検出されれば '1' とし、検出されなければ '0' とした画素の値で縮小画像を形成し、縮小画像メモリ 60 に記憶する。

【0069】次にフィルタ処理回路 61 では、縮小画像メモリ 60 に記憶された縮小画像にフィルタをかけ、縮小画像中のノイズを除去する。フィルタとしては種々のものが考えられるが、例えば、図 9 に示すような 3×3 の孤立点除去フィルタ 71 を用いる。これは、注目画素の 8 近傍の画素の値が同じとき、注目画素の値を近傍の画素の値と同じにするものであり、左上から右下に向かって順次走査する事によって孤立点を除去することが出来る。長白ラン検出回路 62 では、前記フィルタ処理後の縮小画像を縦横に走査して、例えば、16 画素以上の長さを持つ白ラン（長白ラン）を検出し、検出された部分には '0'（白画素）、それ以外の部分については '1'（黒画素）を割り当てることによって黒画素領域を統合し、ブロック画像を生成して、ブロック画像メモリ 63 に記憶する。

【0070】そしてラベル処理回路64では、ブロック画像メモリ63に記憶されたブロック画像を走査して各画素の連結状態を調べ、例えば、4連結している画素には同じラベルを付与することによってラベリングを行う。

【0071】このラベリング操作について図10を用いて説明する。

【0072】図10において、文書画像中の注目画素 x とその近傍を拡大して示したものである。これまでの処理で画像は2値化され、白画素は0、黒画素は1で与えられている。いま、注目画素を $x(\text{image}[i][j])$ 、その上の画素を $a(\text{image}[i][j-1])$ 、左隣の画素を $b(\text{image}[i-1][j])$ とし、以下の条件に従ってラベリングを行なう。(1) $x=0$ ならば x にはラベル0を与える。

(2) $a=b$ かつ $a=0$ ならば、 x には新しいラベルを与える。

(3) $a=b$ かつ $a \neq 0$ ならば、 x には a と同じラベルを与える。

(4) $a > b$ かつ $b=0$ ならば、 x には a と同じラベルを与える。

(5) $a > b$ かつ $b \neq 0$ ならば、 x には b と同じラベルを与え、 a と同じラベルをもつ全ての画素のラベルを b のラベルと同じにする。

(6) $a < b$ かつ $a=0$ ならば、 x には b と同じラベルを与える。

(7) $a < b$ かつ $a \neq 0$ ならば、 x には a と同じラベルを与え、 b と同じラベルをもつ全ての画素のラベルを a のラベルと同じにする。

但し、注目画素が画像上端のときは $a=0$ 、画像左端のときは $b=0$ とする。

【0073】この処理を画像左上から順次行なうことによって、ラベリングが完了する。

【0074】次にアドレス抽出回路65では、前記ブロック画像メモリ63に記憶されたラベリング済みのブロック画像を走査し、図11に示すように、同一のラベルを付与された画素の座標の横方向最小・最大値(x_{sn} , x_{en})、および、縦方向最小・最大値(y_{sn} , y_{en})を検出し、画像領域の外接矩形対角座標(左上座標

(x_{sn} , y_{sn})、右下座標(x_{en} , y_{en}))としてアドレスメモリ66に記憶する。アドレス変換回路67では、アドレスメモリ66に記憶されたアドレスを縮小画像処理回路59での縮小率に応じて拡大変換することによって、縮小化する前の画像のアドレスに変換する。

【0075】例えば、縮小画像処理回路59での縮小率が $1/8$ の場合、以下の式によってアドレス変換を行ない、アドレスメモリ66の内容を書き換える。

【0076】

$$\begin{aligned} x_s' &= x_s \times 8 & y_s' &= y_s \times 8 \\ x_e' &= (x_e + 1) \times 8 - 1 & y_e' &= (y_e + \end{aligned}$$

$1) \times 8 - 1$

こうして、アドレスメモリ66に記憶された外接矩形対角座標と画像メモリ45に記憶された元の画像とを領域分割処理結果として出力する。

【0077】次に図12乃至図14には、本実施例における各処理過程の出力画像を示す。

【0078】図12乃至図14において、画像メモリ45に記憶される、文字と写真からなる領域分割対象文書画像73と、2値画像メモリ58に記憶されたエッジ抽出・2値化処理画像74と、縮小画像メモリ60に記憶された縮小処理画像75と、ブロック画像メモリ63に記憶されたブロック処理画像76と、アドレスメモリ66に記憶されたアドレスによって、画像メモリ45に記憶された文書画像の画像領域分割結果を示した画像77とを示す。

【0079】これにより、画像領域の端部が欠けることなく領域分割することができる。また、画像を矩形領域で切り出すので、文書画像の領域分離を効率的に行なうことができる。

【0080】この第2実施例の画像処理装置は、画像の縮小処理を行なう前に隣接画素の輝度の差分を利用したエッジ抽出・2値化を行なっているため、文字の端点等のエッジ部分を縮小画像に忠実に反映させることができ、画像領域の端部が欠けることなく、また、白黒の反転した文書画像に対しても、効率よく画像領域を分割することができる。

【0081】また、この画像処理装置は、縮小画像に対して弧立点除去フィルタをかけることによって、誤分割の原因となる余計な黒画素を消去しているので、効率よく画像領域を分割することが可能となる。さらに、ブロック処理部では、長白ランを検出することによって黒画素領域をブロック化しているので、予め文字列方向がわかっていない場合でも、画像を走査して短い白ランを検出し、それを黒ランに置き換えて論理積をとるといった処理が不要となり、効率よく画像領域を分割することが可能となる。また本実施例では、ブロック化した黒画素にラベリングを行なっているので、黒画素の連結状態が簡潔に表現され、効率よく画像領域を分割することが可能となる。

【0082】次に図15には、本発明による第3実施例としての画像処理装置について説明する。この画像処理装置は、前述した第2実施例の図7におけるエッジ抽出・2値化処理部46のみを変形し、他の構成部は同等であり、ここではエッジ抽出・2値化処理部46のみを説明する。なお、本実施例の構成部で図7に示した構成部と同等なものには同じ参照符号を付してその説明を省略する。

【0083】図15において、階調画像メモリ51に記憶された白黒階調画像を横方向に走査し、比をとる横方向除去処理回路78、前記比の値を2値化する2値化処

理回路 79、縦方向に横方向除去処理回路 78と同様の操作を行なう縦方向除算処理回路 80が設けられている。

【0084】このように構成された画像処理装置において、横方向除算処理回路 78では、階調画像メモリ 51に記憶された白黒階調画像を横方向に走査して比をとり、2値化処理回路 79で比の値を2値化して横方向2値画像メモリ 54に送る。

【0085】この2値化操作について図16を用いて説明する。

【0086】図16は、文書画像の一部を拡大した一部画像68と、一部画像68に対応する部分の階調画像データ69と、一部画像68に対応する部分の2値画像81とを示す。

【0087】図16において、一部画像68は、文書画像の一部を拡大したもので、1つのマスが1画素を表している。階調画像データ69は、階調画像メモリ 51に記憶された一部画像68に対応する部分の画像データであり、一部画像68に対応する部分の2値画像である。この2値画像を図16に示すように横方向に走査して隣接画素の輝度の大小を調べ、その比をとる。そして、例えば、比の値が0.9未満であったときに、輝度の小さい方の画素に‘1’（黒）を割り当てて2値化し、横方向2値画像メモリ 54に記憶させる。そして2値画像は、横方向2値画像メモリ 54に記憶された一部画像68に対応する部分であり、同様に縦方向除算処理回路 80では、縦方向に比をとって2値化し、縦方向2値画像メモリ 56に送る。

【0088】次に、前述した第2実施例と同様の処理によって行う領域分割について説明する。図17乃至図19は、本実施例における各処理過程の出力画像を示す。

【0089】図17乃至図19において、領域分割対象文書画像82は、画像メモリ 45で記憶される文字と写真からなる。また2値化処理画像83は、2値画像メモリ 58に記憶された2値化処理画像であり、縮小処理画像84は、縮小画像メモリ 60に記憶された縮小処理画像である。そしてブロック処理画像85は、ブロック画像メモリ 63に記憶されたブロック処理画像であり、領域分割画像86は、アドレスメモリ 66に記憶されたアドレスによって、画像メモリ 45に記憶された文書画像の画像領域分割結果を示した画像である。

【0090】このような画像処理により、画像領域の端部が欠けることなく領域分割することができる。また、画像を矩形領域で切り出すので、文書画像の領域分離を効率的に行なうことができる。

【0091】従って、この第3実施例の画像装置では、画像の縮小処理を行なう前に、隣接画素の輝度の比を利用したエッジ抽出・2値化を行なっており、文字の端点等のエッジ部分を縮小画像に忠実に反映させることができ、画像領域の端部が欠けること、効率よく画像領域を

分割することが可能となる。さらに、本実施例では、隣接画素の輝度比の大きさに基づいた2値化を行なっているので、シェーディングのかかった文書画像の領域分割も可能となる。

【0092】例えば、原画像パターンをG、照度パターンをF、観測される画像パターンをYとすると、YはFとGの積（ $Y = F \times G$ or $\log Y = \log F + \log G$ ）によって表される。従って、照度パターンFの変化が観測画像パターンGの変化に比較して十分緩やかであれば、シェーディングのかかった画像でも隣接画素の輝度比は保存されていると考えることができる。

【0093】これに対し、隣接画素の輝度差は保存されず、暗部では小さく、明部では大きくなるので、暗部ではエッジが正しく検出されなくなる。すなわち、隣接画素の輝度差ではなく、輝度比をとることによって、エッジ抽出を行なうことにより、強いシェーディングのかかった文書画像の領域分割も可能となる。さらに本手法では、輝度の低い部分では僅かな輝度の変化も検出されるので、エッジのみならず、輝度変化のある低輝度部分も同時に抽出することができる。

【0094】なお、同様な効果を得るための変形例として、図7におけるエッジ抽出・2値化処理部46を図20に示すような構成とすることにより可能になる。これは、輝度の比をとる代わりに、対数処理回路87によって対数輝度を求め、これに所定値を乗じて階調画像メモリ 51に記憶しておき、これを縦横に走査して差分をとり、2値化するものである。

【0095】このような2値化操作について図21を用いて説明する。

【0096】図21において、対数輝度データ88は、階調画像メモリ 51に記憶された68に対応する部分の対数輝度のデータであり、これを図16に示すように横方向に走査して隣接画素の差分をとり、例えば、差分値が5を越えたときに対数輝度の小さい方の画素に‘1’（黒）を割り当てて2値化し、横方向2値画像メモリ 14に記憶させる。2値画像41は、横方向2値画像メモリ 14に記憶された一部画像68に対応する部分の2値画像である。以下、第1実施例と同様の処理を行ない、図15と同様の効果を得ることができる。

【0097】次に図22には、本発明による第4実施例としての画像処理装置の構成を示し説明する。この第4実施例においては、第2実施例の図7に示したエッジ抽出・2値化処理部46を変形し、他の構成部は同じ構成とする。なお、第4実施例の構成部において、図7に示した構成部と同等のものには同じ符号を付してその説明を省略する。

【0098】この画像処理装置において、微分フィルタ処理回路89は、階調画像メモリ 51に記憶された白黒階調画像からエッジを抽出するための回路であり、エッジ画像メモリ 90は、前記微分フィルタ処理により得ら

れたエッジ画像を記憶するメモリであり、2値化処理回路91は、前記エッジ画像メモリ90に記憶されたエッジ画像を2値化する処理回路である。

【0099】このように構成された画像処理装置において、微分フィルタ処理回路89では、階調画像メモリ51に記憶された白黒階調画像に微分フィルタをかけてエッジを抽出し、エッジ画像メモリ90に記憶させる。

【0100】この微分フィルタとしては、種々のものが考えられるが、例えば、Laplacianフィルタを用いる。前記2値化処理回路91では、エッジ画像メモリ90に記憶されたエッジ画像を2値化し、2値画像メモリ58に記憶させる。また2値化処理としては種々のものが考えられるが、例えば、注目画素とその近傍8画素の計9画素について最大値を求め、その1/2を閾値として注目画素を2値化する。他にも平均や分散、最大・最小値の差等を組み合わせた2値化も勿論可能である。なお、固定閾値により2値化を行なう場合には、他の構成例として図23に示すように構成で、微分フィルタ処理と2値化処理を同時に行なうことができる。

【0101】図24を参照して、この微分フィルタ処理と2値化処理の操作について説明する。

【0102】図24において、一部画像92は、文書画像の一部を拡大して示したもので、1つのマスが1画素を表している。また階調画像データ93は、階調画像メモリ11に記憶された一部画像92に対応する部分の画像データであり、これをLaplacianフィルタ94を通過させてエッジ画像データ95を得る。例えば、注目画素とその近傍8画素の計9画素について最大値を求め、その1/2を閾値として注目画素を2値化する。こうして得られたエッジ画像96は、2値画像メモリ58に送られ、記憶される。以下の画像処理は、第2実施例と同様の処理によって領域分割が行なわれる。

【0103】これにより、画像領域の端部が欠けることなく領域分割することができる。また、画像を矩形領域で切り出すので、文書画像の領域分離を効率的に行なうことができる。

【0104】従って、第4実施例の画像処理装置は、画像の縮小処理を行なう前に、微分フィルタを利用したエッジ抽出・2値化を行なっており、文字の端点等のエッジ部分を縮小画像に忠実に反映させることができ、画像領域の端部が欠けることなく、効率よく画像領域を分割することが可能となる。さらに、本実施例では、エッジ抽出手段として2次元の微分フィルタを用いているので、階調画像を縦横にそれぞれ走査する必要がなく、構成を簡単にすることが可能となる。

【0105】なお、予め対象画像の絵柄等の方向性を認識してから微分フィルタの係数を適当に設定することにより、特定の方向に連結した画像領域のみを分割する事等行なってもよく、対象画像の特徴に応じた選択的且つ、適応的な領域分割が可能となる。

【0106】次に図25には、本発明による第5実施例としての画像処理装置の構成を示し説明する。この第5実施例においては、第2実施例の図7に示したエッジ抽出・2値化処理部46を変形し、他の構成部は同じ構成とする。なお、第5実施例の構成部において、図7に示した構成部と同等のものには同じ符号を付してその説明を省略する。

【0107】この画像処理装置において、縮小画像メモリ60に記憶された縮小画像を縦横に走査し、所定値以下の長さを持つ白ラン（短白ラン）を検出する短白ラン検出回路97と、前記短白ラン検出回路97で検出された短白ランを黒ランに置換する白→黒置換回路98と、横方向の走査により短白ランを黒ランに置換して得られたブロック画像を記憶する横ブロック画像メモリ99と、縦方向の走査により短白ランを黒ランに置換して得られたブロック画像を記憶する縦ブロック画像メモリ100と、前記ブロック画像メモリ99、100に記憶されたブロック画像の論理積をとり、ブロック画像を得る論理積演算回路101とで構成される。

【0108】このように構成された画像処理装置は、短白ラン検出回路97が縮小画像メモリ60に記憶された縮小画像を走査して、所定値以下の長さを持つ白ラン（短白ラン）を検出し、白→黒置換回路98で、検出された白ラン中の画素値を‘0’（白画素）から1（黒画素）に反転させる。この走査に縦横について行ない、横ブロック画像メモリ99および縦ブロック画像メモリ100に記憶させる。そして論理積演算回路101では、前記画像メモリ99、100に記憶されたブロック画像の論理積をとり、ブロック画像を生成し、ブロック画像メモリ63に記憶させる。

【0109】この操作について図26を用いて説明する。

【0110】図26において、一部画像102は縮小画像メモリ60に記憶された縮小画像の一部を拡大して示したもので、1つのマスが1画素を表している。これを横方向に走査し、例えば、長さが16画素未満の白ランを検出して、これを黒ランに置換する。こうして得られた横ブロック画像は、横ブロック画像メモリ99に記憶される。

【0111】そして横ブロック画像103は、一部画像102に対応する部分の横ブロックの画像であり、斜線部は置換された黒ランを表している。同様に、縮小画像を縦方向に走査し、短白ランを黒ランに置換することによって得られた縦ブロック画像は、縦ブロック画像メモリ100に記憶される。

【0112】また、縦ブロック画像104は、一部画像102に対応する部分の縦ブロックの画像であり、斜線部は置換された黒ランを表している。横、縦ブロック画像メモリ99、100に記憶された前記ブロック画像は、論理積演算回路101によって論理積が演算され、

ブロック画像が生成される。ブロック画像 105 は、横、縦ブロック画像 103、104 の論理積から生成された、一部画像 102 に対応する部分のブロック画像であり、網掛部は置換された黒画素を表している。以下、この実施例は、第 2 実施例と同様の画像処理を行い領域分割を行なわれる。

【0113】これにより、画像領域の端部が欠けることなく領域分割することができる。また、画像を矩形領域で切り出すので、文書画像の領域分割を効率的に行なうことができる。

【0114】従って、第 5 実施例の画像処理装置は、縮小画像中の黒画素を統合するためのブロック処理に、短白ラン／黒ラン変換を行っており、縮小画像中の黒画素をほぼ矩形状のブロックに統合することができ、効率よく画像領域を分割することが可能となる。

【0115】以上説明した画像処理装置は、エッジ抽出・2 値化処理部 46、縮小画像処理部 47、ブロック処理部 48、矩形領域抽出部 49 は、第 2 実施例～第 5 実施例に掲げたものに限られるものではなく、その他の公知の技術を用いて構成することもできる。また、これらの組合せも、実施例に掲げたものに限られるものではなく、各処理部を交換して構成することも可能であることは勿論である。

【0116】なお、文字列の方向等が予めわかっている場合には、その方向にのみ画素の統合を行えばよいので、より簡単な構成によって実現できる。

【0117】また、これら実施例に示した装置における画像処理はソフトウェア上で行なうようにしてもよいことは勿論である。

【0118】次に図 27 には、本発明による第 6 実施例としての画像処理装置の構成を示し説明する。

【0119】この画像処理装置は、大別して、入力されるデジタル画像（混在画像）を画像種類が未知状態のまま同種画像領域ごとに矩形分割する同種画像領域抽出部と、分割された同種画像部分領域の画像種類を判定し、決定する画像種判定部より構成される。

【0120】この画像処理装置において、異なる画像の種類、例えば活字体文字、手書き文字、写真、絵柄画像等が混在して記載されているドキュメントファイルは、ビデオカメラ、イメージスキャナによってフルカラー画像が撮像されてアナログ画像入力信号としてデジタル画像変換器 111 に入力される。

【0121】前記デジタル画像変換器 111 は、アナログ画像入力信号を変換してデジタル画像信号を出力する。出力データは、一旦、画像フレームメモリ 112 に入力されて、一時蓄積される。また既に、デジタル画像信号に変換されている蓄積画像データ及び伝送画像データは、直接、画像フレームメモリ 112 に入力されて同様に、一時蓄積される。

【0122】前記画像フレームメモリ 112 から出力さ

れたデジタル画像データは、同種画像領域抽出部 113 を構成する同種画像領域分割部 114 に入力される。この同種画像領域分割部 114 は、画像種類は未知の状態と同種類の画像が存在する領域の背景との境界を抽出して、分割していく処理を行う。

【0123】一枚の混在画像から分割された複数の同種画像領域は、それぞれ矩形領域として算出されて、定められた 1 稜角の水平・垂直位置を示す分割領域アドレスデータと、矩形領域のサイズ（幅・高さ）が出力される。具体的な分割処理方法は、従来より種々考案されている手法を用いてもよし、前記図 6 に示した実施例を利用してもよい。例えば、取り扱うデータそのものを削減して処理の負荷を軽減するために、まず画像フレームメモリ 112 からの出力フルカラー画像をモノクロ画像に変換し、さらに 2 値化する。

【0124】そして 2 値化された 2 値画像を縮小化処理して、ローパスフィルターでフィルタリングしてエッジ抽出を行い、抽出エッジ画像を 2 値化する。2 値化したエッジ画像のエッジ部分を水平・垂直方向それぞれに対し線分近似して矩形の境界を抽出する。このようにして同種画像領域を求めることもできる。

【0125】そして同種画像領域分割部 114 から出力された分割領域アドレスデータとサイズは、探索ブロック領域選択部 115 に入力される。探索ブロック領域選択部 115 では、求められた同種画像領域のどの部分を実際に画像種判定の着目領域にするかを選択する。選択された着目領域は、予め設定されるか或いは同種画像領域のサイズに適応的に変化する大きさをもつ所定サイズの矩形小ブロック領域とする。

【0126】図 28 には、このようにして分割処理された一枚の混在画像を簡略化して示す。この図の場合、分割された同種画像領域は A～H の 9 つ存在している。例えば、判定対象ブロックは同種画像領域 H に置かれ、この領域内を移動して以後の判定処理が施され、同種画像領域 H の画像種類が特定される。この矩形小ブロック領域は、後述する処理で実際に画像種判定の対象となる判定対象ブロックであり、そのサイズは少なくとも同種画像領域のサイズより小さい。

【0127】前記探索ブロック領域選択部 115 において選択される判定対象ブロックの位置は、同種画像領域内で複数回、同位置を重複しないよう選択される。選択された判定対象ブロックの位置・サイズのデータは、画像フレームメモリ 112 に入力されて、対応する画像メモリ部分の画像データが画像フレームメモリ 112 から出力される。

【0128】そして画像フレームメモリ 112 から出力された判定対象ブロックのフルカラー画像は、画像種判定部 116 を構成する判定対象ブロック画像メモリ 117 に入力されて一時蓄積される。この判定対象ブロック画像メモリ 117 から出力されるフルカラー画像データ

は、モノクロ画像変換部 118 に入力されて輝度レベルデータからなるモノクロ画像データに変換される。

【0129】本実施例では、画像種類の判定に際しては、画像の輝度情報のみで判定し、色情報は使用しないことを前提とする。これは、1 つには全体の処理過程において極力前置段階で取り扱うデータを削減して計算処理の負荷を軽減して実用性のより高い処理とするためである。また、1 つには入力画像全面或いは一部が仮にモノクロ画像であってもなら画像種類の判定には影響がない、汎用性の高い処理を実現するためである。

【0130】前記モノクロ画像変換部 118 から出力される判定対象画像のモノクロ画像データは、まず水平差

$$y_{ij} \text{ 但し、} i, j: 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (1)$$

と表わせて、求める水平差分値 Δh_{ij} は、

$$\Delta h_{ij} = y_{(i+1)j} - y_{ij} \text{ 但し、} i, j: 0, 1, 2, \dots, M-2 \quad (2)$$

となる。同様に、垂直差分値 Δv_{ij} は、

$$\Delta v_{ij} = y_{i(j+1)} - y_{ij} \text{ 但し、} i, j: 0, 1, 2, \dots, N-2 \quad (3)$$

となる。

【0132】これらの水平・垂直差分値がなす水平差分マップ及び垂直差分マップは、計算結果が一旦、バッファメモリに格納されると共に、輝度修正パラメータ算出部 123 に入力されて、輝度を修正するためのパラメータが算出される。

【0133】この輝度修正パラメータ算出部 123 では、図 29 (b) で示すブロック図に従って処理が進められる。水平差分マップの中から急峻なエッジ部分を除

$$\text{平面ベクトル } p = \alpha \times \text{ベクトル } h + \beta \times \text{ベクトル } v \quad (4)$$

に対する法線ベクトル n は、

$$\text{法線ベクトル } n = (\text{avr } \Delta h, \text{avr } \Delta v, -1) \quad (5)$$

から求める。

【0135】また、水平差分マップ上で急峻なエッジ部分を“0”としてそれ以外を“1”としたビットマップと、垂直差分マップ上で急峻なエッジ部分を“0”としてそれ以外を“1”としたビットマップが前記処理のときに作成され、これら 2 つのビットマップの論理和をとったビットマップをマスクパターンとする。但し、急峻なエッジとは、差分値の絶対値が所定の閾値より大きいか否かで決定される。このようにして、輝度修正パラメータとして、前記法線ベクトル n とマスクパターンが輝度修正パラメータ算出部 123 から出力される。

【0136】前記輝度修正パラメータ算出部 123 から出力される法線ベクトル n とマスクパターンのデータは、輝度レベル修正処理部 124 に入力されて、同時に入力されるモノクロ変換部 118 から判定対象ブロックの輝度データを修正する。輝度レベル修正処理部 124 で行われる輝度レベルの修正処理では、図 31 に示される処理過程が以下のように行なわれる。

分検出器 119 と垂直差分検出器 120 に同時に入力されて、出力データがそれぞれバッファメモリ 121 とバッファメモリ 122 に入力され、一時蓄積される。水平差分検出器 119 では、モノクロ画像変換部 118 から出力される判定対象領域の各画素の輝度成分から構成される画像データにおいて、任意画素と隣接する画素の輝度レベルの差分値を水平方向に対して算出するものである。

【0131】具体的には、判定対象画像のモノクロ画像を $M \times N$ 画素の矩形画像とし、図 29 (a) に示すように、水平・垂直の画素配列をそれぞれ i, j で記述すれば、その任意画素の輝度レベルは、

去した部分の差分データを平均したものを平均水平差分 ($\text{avr } \Delta h$)、また垂直差分マップの中から急峻なエッジ部分を除去した部分の差分データを平均したものを平均垂直差分 ($\text{avr } \Delta v$) と称して算出する。

【0134】図 29 (c) に示すように判定対象画像における水平方向 (H)、垂直方向 (V) と差分値 (D) の 3 次元直交空間 (H, V, D) でのベクトル h ($1, 0, \text{avr } \Delta h$) とベクトル v ($0, 1, \text{avr } \Delta v$) がなす平面ベクトル p (h, v, d)、

【0137】まず、図 31 (a) に示すようにモノクロ変換部 118 からの輝度レベルイメージデータに対して、先に求めたマスクパターンが乗じられ、急峻なエッジ部分の輝度データが取り除かれる。次に、図 31 (b) に示されるような判定対象ブロックの水平・垂直・輝度の 3 次元直交空間 (H, V, Y) において、求めた法線ベクトル n の方向を有する座標軸を修正座標軸 m_Y として設定し、ブロック内全ての画素に対して、その輝度レベル y_{ij} を修正座標軸 m_Y に射影した修正輝度レベル $m_{y_{ij}}$ を算出し、修正輝度レベルごとに度数を求めて修正輝度ヒストグラムを算出する。修正輝度ヒストグラムは、修正輝度に対する正規化が施される。

【0138】尚、図 31 (b) における斜線部での度数分布は、修正前の輝度レベルの度数分布を示すものである。

【0139】正規化方法は、種々考えられる。例えば修正輝度ヒストグラムを、

$$f(m_y) \text{ 但し、} m_y = 0 \sim 255 \quad (6)$$

とし、修正輝度が0から最大にわたって積分した任意修正輝度 my_{ij} での積算度数を $g(my)$ とする。 $g(my)$ は、

【0140】

【数1】

$$g(my) = \sum_{x=0}^{my} f(x)$$

と表せ、ヒストグラムの総和度数を g_t とする。修正輝

$$nr = 255 / (max_my - min_my)$$

$$[正規化修正輝度レベルnmy_{ij}] = (my_{ij} - min_my) \cdot nr$$

これは、修正輝度レベルのヒストグラムの輝度レベルレンジを求めて、固定した所定のレンジに線形変換する正規化処理である(図31(b)における my 軸方向での正規化)。なお、最小修正輝度レベル、最大修正輝度レベルを定めるとヒストグラムの積算度数の総和度数に対する割合は、前記例5%、95%に限定されるものではなく、適切な値が設定されれば良い。

【0142】次に度数の正規化であるがこれは度数のピークにそって正規化するもので、図31(b)においては発生頻度軸方向での正規化である。

【0143】以上により、輝度レベル修正処理部124では、モノクロ変換部118からの判定対象ブロックの任意の画素(i, j)が修正されて輝度レベル my_{ij} となり、これがx軸方向で正規化されて、最終的に正規化修正輝度レベル nmy_{ij} として求められる。

【0144】そして輝度修正パラメータ部123、輝度レベル修正処理部124で行われる一連の輝度修正処理は、判定対象ブロックの画像に低周波の照明ムラ等が作用している場合に、それを低減する処理を行うことと、該ブロックの画像のダイナミックレンジの違いが該ヒストグラムの分布形状に依存することを緩和する目的で行う。また、低周波成分除去の目的で通常の高域通過フィルタを利用するのに比べてコンボリューション演算がなく処理が簡単である。結局輝度レベル修正処理部124からは、算出された前記正規化修正輝度レベル nmy_{ij} が出力される。

【0145】前述した図27において、バッファメモリ121から出力される水平差分値 Δh_{ij} とバッファメモリ122から出力される垂直差分値 Δv_{ij} と正規化修正輝度レベル nmy_{ij} の3つの特徴パラメータは、ベクトル量子化器125に入力されて、これら特徴パラメータを成分として定義される新たな3次元直交空間($\Delta H, \Delta V, nmy$)に於ける特徴ベクトル $f(\Delta h, \Delta v, nmy)$ をベクトル量子化する。

【0146】なお、図30(a)~(d)は、それぞれ画像種毎の特徴ベクトルの発生分布を示す図であり、

度に対する正規化は、 $g(my) / g_t = 5\%$ を満足する my を最小修正輝度レベル min_my とし、 $g(my) / g_t = 95\%$ を満足する my を最大修正輝度レベル max_my とすれば、次式より任意の修正輝度レベル my_{ij} より正規化修正輝度レベルを求めることもできる。

【0141】

【数2】

(a)は活字体文字、(b)は手書き文字、(c)は写真画像、(d)は絵柄画像における特徴ベクトルの一例を示す図である。各図において、縦軸には修正輝度 nmy ($modify\ Y$)、横軸には垂直差分値 ΔV ($delta\ V$)と、水平差分値 ΔH ($delta\ H$)をとった3次元直交空間上に各特徴ベクトルの分布をプロットしている。これらの図から、特徴ベクトルの違いに応じて画像種を判別することが可能であることがわかる。

【0147】またベクトル量子化器125では、判定対象ブロック内の任意の画素(i, j)の全ての画素に対する特徴ベクトル $f_{ij}(\Delta h_{ij}, \Delta v_{ij}, nmy_{ij})$ が入力され処理される。ベクトル量子化器の出力となる量子化ベクトルは、予め複数の画像種を有する複数の判定対象ブロック画像から上記特徴パラメータを算出して、3次元直交空間($\Delta h, \Delta v, nmy$)を上にもプロットした発生分布より求める。即ち発生分布を所定数の局所空間に最適に分割して、それぞれの局所空間内の特徴ベクトルの発生確立が等しくなるようにした上で、各局所領域内の平均ベクトルをその局所領域の代表ベクトルとするのである。これら代表ベクトルが即ち量子化ベクトルとなる。

【0148】具体的な代表ベクトルを算出する方法としては種々の方法があるが、その一例として、LBGアルゴリズム[“An Algorithm for Vector Quantizer Design”YOSEPH LINDE etc. IEEE TRANSACTION ON COMMUNICATIONS, VOL. COM-28, NO. 1 JANUARY 1980]を用いた場合には、局所領域内に存在する全ての特徴ベクトルとその局所領域の代表ベクトルとのユークリッド距離が他の局所領域の代表ベクトルとのユークリッド距離に対し最短になるように代表ベクトルが決定される。

【0149】従って、正攻法的にベクトル量子化を実行するとすれば、任意の特徴ベクトルがベクトル量子化器125に入力されると、前述したように、予め求めた所定数の代表ベクトルの全てに対するユークリッド距離が計測されて、最も距離が短いものが選択される。この選

択された代表ベクトルが入力された特徴ベクトルの量子化ベクトルとして出力される。

【0150】このようにベクトル量子化を正攻法で行うと、計算処理としての負荷が一般に重くなる。

【0151】そこで本実施例では、階層型フィードフォワードのニューラルネットワークによるベクトル量子化器を用いる。

【0152】図32は、そのニューラルネットワークの構成を示したものである。特徴ベクトル f_{ij} (Δh_{ij} , Δv_{ij} , nmy_{ij}) は、3次元の入力ベクトルが入力部131より、ニューラルネットワーク132に入力され、学習時には、ユークリッド距離算出部133にも同時に入力される。ニューラルネットワーク132は、フィードフォワードの階層型ネットワークとし、3入力の入力層134及び所定数の層の数とニューロン素子を有する中間層135と、K個の出力をもつ出力層136で構成される。

【0153】この出力層136からの出力は、出力部137に出力される。ここで、Kは事前に試行錯誤して設定されたベクトル数であり、前述した代表ベクトル数と一致する。このベクトル量子化器を構成するニューラルネットワーク132の学習は、付設される教師データ生成部138を使って行われる。教師データ生成部138では、前記手法によって、事前に求められた代表ベクトル f_k [$k=0, 1, \dots, K$] のデータが格納されている代表ベクトルデータメモリ139から出力される代表ベクトル f_k のデータと、入力部131から入力される特徴ベクトルがユークリッド距離算出部133に入力されて、任意の特徴ベクトルと全ての代表ベクトルと f_k 距離が先の正攻法を使って計算される。

【0154】次に、最短距離選択部140にて最短距離をとる代表ベクトル f_k を選択して出力部137へ入力し、出力層に設定されたK個の代表ベクトル f_k に対応づけられた出力ブランチのどれか1つが発火するよう指示する。例えば、発火させたい出力を‘1’、その他を‘0’とする。これがニューラルネットワーク132に入力された特徴ベクトルと、一対一に対応させたい量子化ベクトルを表すことになる。

【0155】このような一連の学習過程は、公知なバックプロパゲーション法で行うものであって、混在画像の中から画像種類を特定しないで特徴ベクトルが複数選択されて、出力の誤差が設定値以下になるまで繰り返される。一旦、ニューラルネットワーク132の学習が終了し、全ての重みが決定されたならば、教師データ生成部138は、切り放される。即ちニューラルネットワーク132は、入力としての特徴ベクトルが与えられると、それに対応した量子化ベクトルを出力するベクトル量子化器としての機能が備わったことになる。

【0156】このようにして構築したベクトル量子化器により、計算量の低減が図られ、高速性に富むものとな

る。ただし、ニューラルネットワークを利用した場合は、入力した特徴ベクトルに対し、出力が必ず1つに限定されない状態が出現することも考えられるが、その場合は出力としての量子化ベクトルが複数存在しても構わず、候補量子化ベクトルの扱いとなる。

【0157】前記ベクトル量子化器125から出力された単一の量子化ベクトルもしくは複数の候補量子化ベクトルは、量子化ベクトル計数部126に入力される。この量子化ベクトル計数部126では、量子化ベクトル f_k 毎に、その発生頻度の計数を行い、量子化ベクトル f_k のヒストグラムを生成する。さらに量子化ベクトルのヒストグラムの度数は、扱う判定対象ブロックの画素数の変更に対して、普遍性を維持するために量子化ベクトル f_k の最大度数が一定値になるように正規化される。

【0158】前記量子化ベクトル f_k のヒストグラムは、特徴パターン判定部127に入力されて、その形状を確認して判定画像種類を出力する。特徴パターン判定部127は、フィードフォワードの階層型ニューラルネットワークで構成される。入力層は、量子化ベクトルの数のK個の入力をもつ。中間層は試行錯誤的に適切に決定された層数とニューロン素子をもち、出力層は判定したい画像種類の数の出力をもつ。例えば、活字体文字、手書き文字、写真、絵柄画像、背景画像の5つの画像種類を混在画像の中から判定して分離したいのであれば、5出力をもつことになる。

【0159】この特徴パターン判定部127のニューラルネットワークの学習は、入力された量子化ベクトルのヒストグラムのパターン形状と対応関係にある探索ブロック選択部115で選択された判定対象ブロック画像の種類を教師データとして出力層に与えられる。学習時、教師データとしての判定対象ブロックの画像種類は人為的に認識して決定する。そして学習過程は、バックプロパゲーション手法により、出力誤差が設定誤差以下になるまで、判定対象画像の種類をさまざまに変えて繰り返し行われる。前記特徴パターン判定部127では、入力される量子化ベクトルのヒストグラムの形状（特徴パターン）と画像の種類に相関関係があることを利用して、ニューラルネットワークにより認識処理を行っている。敢えてニューラルネットワークを用いているのは、一般的なパターンマッチングのように多量の参照テンプレートと比較決定する膨大な計算を回避することと、特徴パターンと画像種類との相関性が多少劣化しても判定確率への影響が少ないことを利点とするためである。学習が終了した特徴パターン判定127は、既に入力される量子化ベクトルのヒストグラム形状に対し、画像種類を判定し出力する画像種判定器になっている。

【0160】そして特徴パターン判定部127の出力は、画像種決定部128入力されて判定対象ブロックの画像種最終判断が行われる。先のベクトル量子化器125のときと同様に、特徴パターン判定部127のニュー

ラルネットワーク出力は、唯一つの画像種を出力しない場合も考えられる。従って、その判定結果に対する評価基準が必要であり、決定する処理が必要である。

【0161】本実施例では、図33に示す構成を一例として、入力データが5個の画像種類に対応して I_1, I_2, \dots, I_5 として入力されるとすると、決定画像種判断部141により、画像種の判断を保留するか決定するかの判断がなされる。もし、

$I_1 > th_1$ 但し、 $i=1, 2, \dots, 5$
且つ、 $(I_1 \text{の最大値}) - (I_1 \text{の2番目に大きい値}) > th_2$

ならば、処理は決定画像種出力部142に移り、 I_i の中の最大値を示す画像種類 $\max(I_i)$ を決定した画像種類とする。そうでなければ、決定保留処置部143に処理を移して、画像種類の決定は行われない。なお、 th_1, th_2 は所定の閾値を示し、本実施例で最終決定される画像の種類の人為的に所望する画像の種類に対する誤り確率が最小になるように統計的に予め設定される。決定された、任意の判定対象ブロック画像種決定結果は、決定結果蓄積部144に入力されて一時的に蓄積される。次に再び、探索ブロック領域選択部115に戻って、異なる判定対象ブロックが同種画像領域内で選択されて決定結果蓄積部144までの処理過程が所定回数繰り返される。したがって決定結果蓄積部144には、同種画像領域に於ける異なる判定対象ブロックの判定結果が蓄積されることになる。決定結果蓄積部144の所定数の決定結果は、多数決部145に入力されて多数決判定された後、対応する同種画像領域の画像種類の最終決定が画像種決定部128から出力される。

【0162】画像種決定部128から出力される最終決定した画像種類、前記同種画像領域のアドレスデータ及びサイズが、本実施例の混在画像像域分離装置から出力される。

【0163】次に図34には、本発明による第7実施例としての画像処理装置の構成を示し説明する。この第7実施例の構成部材は、図27に示した第6実施例の構成部材と同等の部材には同じ参照符号を付して、その説明を省略する。すなわち、第7実施例は、図27に示した量子化ベクトル計数部126までを同じ構成とし、それ以降最終出力までの構成が異なっている。

【0164】前述した第6実施例に示したように、量子化ベクトル計数部126では、任意の同種画像領域内の任意の判定対象ブロックに対する特徴ベクトルをベクトル量子化し、そのヒストグラムの度数が正規化されて出力される。いま、探索ブロック領域選択部115で選択される任意の同種画像領域内の判定対象ブロックを選択順序に従って番号をつけ識別すると、正規化された量子化ベクトルは、
量子化ベクトル $f_k [L]$ $k=0, 1, \dots, K$
 $L=0, 1, \dots, L$

と表すことができる。但し、量子化されるベクトル数を K 個、選択される判定対象ブロックの総数を L とする。別の言い方をすれば、 L は任意の同種画像領域内を判定対象ブロック単位で探索する際の探索回数のことである。量子化ベクトル計数部126からの出力の量子化ベクトル $f_k [L]$ は、それぞれに接続された K 個の計数累積部1～計数累積部 K に入力し、 L 回分累積加算されて、その結果ベクトル F_k を出力する。即ち、

【0165】

【数3】

$$\text{ベクトル } F_k = \sum_{l=0}^L \text{ベクトル } f_k [l]$$

を出力する。なお、探索回数が場合によって種々変化させたい場合には、ベクトル F_k が L に依存するのを避けるために、ベクトル F_k を L で割って、出力ヒストグラムの度数を平均としてもよい。

【0166】このように任意の同種画像領域内の複数判定対象ブロックの累積した度数により、量子化ベクトルのヒストグラムを求めるには、探索ブロック領域選択部115から計数累積部151までの一連の処理過程を所定回(L 回)繰り返さなければならない。

【0167】そして探索回数出力された値ベクトル F_k は、第6実施例と同様に構成される特徴パターン判定部127に入力されて、識別したい画像種類に応じた信号、例えば $I_1 \sim I_5$ が出力される。

【0168】次に、出力された画像種類の信号 $I_1 \sim I_5$ は、最尤度判断部152に入力されて最大値を示す画像種類を最尤判断画像種として出力する。この実施例では、画像種類の決定に際して、保留は行わない。

【0169】本実施例の混在画像像域分離装置から最終出力として、最尤度判断部152から出力される画像種類、第6実施例と同様な同種画像領域のアドレスデータ及びサイズが出力される。

【0170】この第7実施例の構成と画像種判定手順を実現すれば、画像種類と対応づけられる量子化ベクトルのヒストグラムのパターンは、同種画像領域内の探索領域を拡大した効果を生み出す特徴抽出するための母集団を大きく取ることができる。しかも探索領域を拡大するにも関わらず、ブロック単位毎の判定処理を必要としないことが優れている。

【0171】次に図35には、本発明による第8実施例としての画像処理装置の構成を示し説明する。ここで、第8実施例の構成部材で図27の構成部材と同等の部材には同じ参照符号を付して、その説明を省略する。

【0172】そして正規化修正輝度レベル n_{myij} は、修正輝度ヒストグラム算出部155に入力されて、正規化修正輝度レベル n_{myij} に対する度数の計数を行ってヒストグラムを生成する。生成ヒストグラムは、正規化修正輝度レベルの最大値と最小値の差を所定数 S で線形

に分割して、分割最少単位を度数計数のステップ幅として生成する。

【0173】従って、修正輝度ヒストグラム算出部155からの出力数は、ステップ数 S として与えられるが、このステップ数 S は必要最少限の数で画像種類とヒストグラム形状との相関性が適度に保たれるように、試行錯誤的に予め求められる。ここで、修正輝度ヒストグラム算出部155からの出力を、

y_s $s=0, 1, \dots, S$
と定義しておく。

【0174】一方、バッファメモリ121とバッファメモリ122に一時蓄積された水平差分値 h_{ij} 及び垂直差分値 v_{ij} は、同時に読み出されて勾配ベクトル方位検出部156に入力される。勾配ベクトル方位検出部156は、次の演算式

(1) $h_{ij} > 0$ のとき $\theta = \tan^{-1} (\Delta v_{ij} / \Delta h_{ij})$

(2) $h_{ij} < 0$ のとき $\theta = \tan^{-1} (\Delta v_{ij} / \Delta h_{ij}) + \pi$

により求められる。但し、 θ は判定対象ブロックの任意の画素 (i, j) に対応した勾配ベクトル方位である。

【0175】前記勾配ベクトル方位 θ は、勾配ベクトル方位ヒストグラム算出部157に入力されて、勾配ベクトル方位 θ に対する度数の計数を行ってヒストグラムを生成する。この生成ヒストグラムは、修正輝度ヒストグラムを求めたときと同様に、所定のステップ角度で一様に所定数 R で線形に分割して、分割最少単位に属する方位角を度数計数の単位とする。

【0176】従って、勾配ベクトル方位ヒストグラム算出部157からの出力数は、 R で与えられるが、このステップ数 R は、必要最少限の数で画像種類とヒストグラム形状との相関数が適度に保たれるように、試行錯誤的に、予め求められる。ここで、勾配ベクトル方位ヒストグラム157からの出力を、

θ_r $r=0, 1, \dots, R$
と定義しておく。

【0177】なお、計数度数の総計が異なっても勾配ベクトル方位 θ のヒストグラム形状の特徴パターンに一般化性が失われないように、必要に応じて θ_r の最大度数で正規化しておくことが望ましい。

【0178】以上により、修正輝度ヒストグラム算出部155と勾配ベクトル方位ヒストグラム算出部157からの y_s 及び θ_r の合計 $[R+S]$ 個の出力が、特徴パターン判定部127に入力する。特徴パターン判定部127は、階層型ニューラルネットワークで構成される。入力層は $[R+S]$ 個の入力を持ち、中間層は試行錯誤的に適切に決定された層数とニューロン素子を持ち、出力層は判定したい画像種類の出力をもつ。例えば、活字体文字、手書き文字、写真、絵柄画像、背景画像の5つの画像種類を混在画像の中から判定して分離したいので

あれば、5出力をもつことになる。

【0179】この特徴パターン判定部127のニューラルネットワーク学習は、入力された修正輝度ヒストグラム y_s と勾配ベクトル方位ヒストグラム θ_r のパターン形状と対応関係にある探索ブロック選択部115で選択された判定対象ブロックの画像の種類を教師データとして入力層に与えられる。

【0180】そして学習時、教師データとしての判定対象ブロックの画像種類は、人為的に認識して決定する。この学習過程は、バックプロパゲーション手法により、出力誤差が設定誤差以下になるまで、判定対象画像の種類をさまざまに変えて繰り返し行われる。前記特徴パターン判定部127では、入力される修正輝度ヒストグラム y_s と勾配ベクトル方位ヒストグラム θ_r の形状（特徴パターン）と画像の種類に相関関係があることを利用して、ニューラルネットワークにより認識処理を行っている。第6実施例と同様に敢えてニューラルネットワークを用いているのは、一般的なパターンマッチングのように多量の参照テンプレートと比較決定する膨大な計算を回避することと、特徴パターンと画像種類との相関性が多少劣化しても判定確率への影響が少ないことを利点とするためである。学習が終了した特徴パターン判定部127は、既に入力される修正輝度ヒストグラム y_s と勾配ベクトル方位ヒストグラム θ_r のヒストグラム形状に対し、画像種類を判定し出力する画像種判定器になっている。

【0181】この修正輝度ヒストグラム y_s と勾配ベクトル方位ヒストグラム θ_r のヒストグラム形状と画像種類との相関性を示すものとして、本実施例では次の特徴を捉え、利用する。

【0182】図36、図37は、この画像種類として活字体文字、写真画像、絵柄画像を例にとってヒストグラム形状の特徴的パターンとを対照したものである。図36(a)、(b)、(c)は、横軸に修正輝度、縦軸に発生度数（発生確率）をとった修正輝度ヒストグラムを示し、図37(a)、(b)、(c)は、15度おきの方位角とそのステップ角で計数された度数を方位方向に対して示している。前記活字体文字においては、輝度レベルの分布の偏りが高低の2つになり双峰性を示し、勾配ベクトル方位は90度おきの度数が顕著な方向依存性が観測できる。写真画像において、輝度レベル分布は単峰性であり、勾配ベクトル方位は方向依存性能を特に示さない。また絵柄画像においては、輝度レベルの度数分布は多峰性を有し、勾配ベクトル方位は先の活字体文字に見られた90度おきの度数に加えて、45度おきの度数も顕著になる方向依存性を示す。このように修正輝度ヒストグラムと勾配ベクトル方位が画像種類によって特徴的パターンの組み合わせを示す。

【0183】そして、図38は、2つのパラメータが示す文字種類に対する特徴をまとめたものである。手書き

文字は、輝度ヒストグラムは双峰性を示し、勾配ベクトルは方向依存性をもたないという特徴を有する。また背景は、輝度レベルの分布は鋭い単峰性を示すが活字体文字が示す単峰性との認識誤りを避けるために占有レベルの範囲がある閾値以下のものは分布度数を零にすると、この場合修正輝度レベルの度数はすべて零となり、勾配ベクトル方位の方向依存性はないという特徴になる。

【0184】また背景の輝度レベル分布は、活字体文字のそれに比べて取り得るレベル範囲が小さいため閾値判断で輝度レベル分布における相違を明確化することができる。

【0185】次に、前記特徴パターン判定部127の出力は、画像種決定部128に入力されて判定対象ブロックの画像種最終判断が行われる。この特徴パターン判定部127のニューラルネットワーク出力は、唯一の画像種を出力しない場合も考えられるので、図33に示す処理を用いて画像種を決定する。

【0186】前記画像種決定部128から出力される最終決定した画像種類、同種画像領域のアドレスデータおよびサイズが、本実施例の混在画像域分離装置から出力される。

【0187】さらに図39には第9実施例として、図35に示す構成における修正輝度ヒストグラム算出部155、勾配ベクトル方位ヒストグラム算出部157以降が異なる処理を行う構成例を示す。処理内容は、第8実施例と同様である。ここで、図39に示す構成部材で図35と同等の部材には、同じ参照符号を付して、その説明を省略する。

【0188】本実施例で説明したように、修正輝度ヒストグラム算出部155および勾配ベクトル方位ヒストグラム算出部157では、任意の同種画像領域内の任意の判定対象ブロックに対する特徴ベクトルが抽出され、そのヒストグラムの度数が正規化されて出力する。探索ブロック領域選択部115で選択される任意の同種画像領域内の判定対象ブロックを選択順序にしたがって、番号をつけ、識別すると正規化された特徴ベクトルは、ベクトル $\theta_L = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_R]$ 但し、 $L = 0, 1, \dots, L$ ベクトル $y_L = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_S]$ 但し、 $L = 0, 1, \dots, L$

と表すことができる。但し、選択される判定対象ブロックの総数を L とする。 L は、任意の同種画像領域内に判定対象ブロック単位で探索する際の探索回数のことである。修正輝度ヒストグラム算出部155、勾配ベクトル方位ヒストグラム算出部157からの出力(ベクトル θ_L 、ベクトル y_L)は、それぞれに接続された $R+S$ 個の計数度数更新部 $R+S$ に入力されて、 L 回処理が繰り返される過程で、それぞれ成分の最大値になるよう更新される。

【0189】すなわち、それらの特徴ベクトルの成分 θ

R, y_S は、

ベクトル $\theta' = [\max(\theta_1), \max(\theta_2), \max(\theta_3), \dots, \max(\theta_R)]_L$

ベクトル $y' = [\max(y_1), \max(y_2), \max(y_3), \dots, \max(y_S)]_L$

を出力する。このように任意の同種画像領域内の複数判定対象ブロックの最大値を示す特徴ベクトルの成分よりなる更新された特徴ベクトルのヒストグラムを求めるには、探索ブロック領域選択部115から計数度数更新部159までの一連の処理過程を所定回(L 回)繰り返さなければならない。

【0190】そして、探索回数出力された特徴ベクトル θ' 及び特徴ベクトル y' は、第7実施例の特徴パターン判定部127と同様な階層型ニューラルネットワークで構成される特徴パターン判定部127に入力されて、識別したい画像種類に応じた信号、例えば、 $I_1 \sim I_5$ が出力される。出力された画像種類の信号 $I_1 \sim I_5$ は、最尤度判断部160に入力されて最大値を示す画像種類を最尤判断画像として出力する。本実施例では、画像種類の決定に際して、保留は行わない。

【0191】本実施例の混在画像領域分離装置から最終出力として、最尤度判断部160から出力される画像種類、第8実施例と同様な同種画像領域のアドレスデータ及びサイズが出力される。本実施例の構成と画像種判定手順を実現すれば、画像種類と対応づけられる修正輝度ヒストグラム及び勾配ベクトル方位ヒストグラムのパターンは、同種画像領域内の複数探索領域の中で、特徴をより顕著に示すベクトル成分を選択的に抽出することができ、画像種類ごとの特徴パターンの違いを明確化する。

【0192】以上のように第2乃至第9実施例の画像処理装置は、入力された文書画像に対してエッジ抽出・2値化処理を施すことによって、画像領域の端部が欠けることなく、また、黑白の反転した文書画像に対しても、効率よく画像領域を分割することができる。

【0193】また画像処理装置は、異なる画像の種類が混在する混在画像を同種画像領域毎に的確に分割し、同種画像領域内に判定対象領域を定めて、水平差分値、垂直差分値、修正輝度レベルの3つのパラメータが示す分布パターンの統計量を求め、その分布パターンをモデル化・認識して画像種類を判定することにより、比較的軽い負荷の処理で正解率の高い混在画像の像域分離が実現できる。

【0194】そして前記分布パターンの分類・認識は、統計データに基づき違いを顕著にするために3つのパラメータがなす3次元直交空間に分布する形状をベクトル量子化によりパターン化してモデル化し、そのモデル化されたパターンの形状をニューラルネットワークで認識することにより、精度のよい画像種判定を可能にしている人為的判定の場合に類似した、統計量に基づく適切な

クラスタリングが実現できる。

【0195】また、像域分離された画像は、画像の種類に応じて行うことによって効果を発揮するデータ処理、例えばデータ圧縮、適応2値化、網点処理、意図的画像再現効果を実現する種々自然画像処理（フィルタリングなど）を自動化することが可能となる。

【0196】図40は、本発明による第10実施例としての画像処理装置の構成を示すブロック図である。この第10実施例の構成部材で、図27に示した構成部材と同等の部材には同じ参照符号を付して、その説明を省略する。探索ブロック領域選択部115において選択される判定対象ブロックの位置は、同種画像領域内で複数回、同位置を重複しないよう選択される。選択された判定対象ブロックの位置・サイズ的数据は、画像フレームメモリ112に入力されて、対応する画像メモリ部分の画像データが画像フレームメモリ112から出力される。

【0197】この画像フレームメモリ112から出力された判定対象ブロックのフルカラー画像は、画像種判定部170を構成する判定対象ブロック画像メモリ117に入力されて一時蓄積される。判定対象ブロック画像メモリ117から出力されるフルカラー画像データは、モノクロ画像変換部118に入力されて輝度レベルデータからなるモノクロ画像データに変換される。

【0198】本実施例では、画像種類の判定に際しては、画像の輝度情報のみで判定し、色情報は使用しないことを前提とする。これは、1つには全体の処理過程において極力前置段階で取り扱うデータを削減して計算処理の負荷を軽減してより実用性が高い処理を行うためである。また、1つには入力画像全面或いは一部が仮にモノクロ画像であってもなら画像種類の判定には影響がない、汎用性の高い処理を実現するためである。

【0199】次にモノクロ画像変換部118から出力される判定対象画像のモノクロ画像データ（例えば図41）は、まず局所輝度パターン検出器171に入力されて、着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 $(N-1)$ 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる局所輝度パターン $Y(y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1})$ を検出する。例えば、3つの輝度成分 (y_0, y_1, y_2) からなる局所輝度パターンベクトルを3次元空間にプロットして得られる画像種毎の発生頻度分布は図42のようになる。各画像種毎に分布形状の特徴があることが判る。

【0200】局所輝度パターン検出器171から出力さ

$$\sigma_i = \sum_{m=1}^M [x_{im} - \text{平均}(x_{im})]^2 \cdot P_i(x_{im})$$

である。

【0206】次に分散 σ_i が大きい順にベクトル Y_i を並べ変える。それらの内分散 σ_i が所定値以下のもの

れた局所輝度パターン Y 、即ち輝度の組み合わせ $Y(y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1})$ は、ベクトル量子化器125に入力されて、これら輝度成分で定義される N 次元直交空間において特徴代表ベクトル $f_0, f_1, f_2, \dots, f_k$ にベクトル量子化する。

【0201】前記ベクトル量子化器125では、判定対象ブロック内の任意の画素の全ての画素を着目画素の輝度として、局所輝度パターンベクトル Y が入力され処理される。ベクトル量子化器125の出力となる量子化ベクトルは、予め複数の画像種類を有する複数の判定対象ブロック画像から上記局所輝度パターンベクトルを算出して、 N 次元直交空間上にプロットした発生分布より求める。

【0202】この際に用いるベクトル量子化方法は、種々考えられるが、基本的に局所輝度パターンベクトルの N 次元空間での発生分布形状が、画像種によって違いが識別されるようになされねばならない。さらに必要最小限の代表ベクトルで画像種の特徴を表現できることが望ましい。本実施例ではこの代表ベクトルの決定方法が、ポイントとして重要となる。

【0203】この第10実施例でのベクトル量子化は、まず図43(a)に示すような発生度数分布を求める。すなわち、識別したい各画像種の画像に対し、判定対象ブロックを選択して局所輝度パターンベクトル Y_i に対する発生度数分布を求める。この処理を異なる種類の画像に対しほぼ同数のブロック数で実施する。従って選択された全てのブロック数分の度数分布が得られることになる。但し、選択された1つのブロックに対して、理想的には全てのベクトル Y_i 、つまり各輝度成分の量子化が Q ステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^N-1$ についての度数分布を求めるが、ベクトル Y_i の成分数 N が大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。このベクトル総数を L とする。

【0204】任意の局所輝度パターンベクトル Y_i の判定対象ブロック単位での度数自体 x_{im} を全てのブロックに対して計数して総ブロック数 M で除算する。これにより図43(b)に示すようなブロック単位のベクトル Y_i の度数値の度数分布 $P_i(x_{im})$ が得られる。このベクトル Y_i の度数値の分散 σ_i を全てのベクトル Y_i に対して計算する。即ち、

【0205】

【数4】

は、代表ベクトルとしては対象外として除去し、残りのベクトル Y_i' をベクトル量子化のための代表ベクトルとする。分散の所定値というのは、所定値以上のベクトル

ルを代表ベクトルとした場合に、上記手法を使って画像種を識別して満足できる識別率が達成できる値である。

【0207】図40に示したベクトル量子化器125では、判定対象ブロックから検出された局所輝度パターンベクトル Y_j が、これら選択された代表ベクトル Y_j の何れかに量子化される。即ち、局所輝度パターンベクトル Y_j は、N次元直交空間において距離が最も近い代表ベクトルを量子化ベクトルとする。距離はユークリッド距離（ベクトル成分差の2乗和の平方根）または市街地距離（ベクトル成分差の絶対値和）を用いればよい。

【0208】このようにして代表ベクトルを求めるのは、次の目的による。

【0209】本実施例では各画像種の特徴を、前記ベクトル Y_j の発生度数分布の形状によって識別しようとしている。画像値によってその部分形状が際だって異なるベクトルは、上記分散 σ_j が大きくなり、反対に部分形状がほぼ類似している場合は、その形状を成しているベクトル Y_j の分散は「0」に近い値を示す。画像値を識別すること、つまり発生分布形状を区別するのは、互いに分布形状の異なる部分を優先して識別することが有効である。従って、相対的に大きい分散値を示すベクトル Y_j で分布形状を近似することが、画像種による分布形状を効果的に識別する上で役立つからである。

【0210】図40に示すベクトル量子化器125から出力された量子化ベクトルは、量子化ベクトル計数部126に入力されて、その累積度数が計数されてヒストグラムを算出する。量子化ベクトル g_k のヒストグラムは、特徴パターン判定部127に入力されて、その形状を認識して判定画像種類を出力する。特徴パターン判定部127は、フィードフォワードの階層型ニューラルネットワークで構成される。入力層は、量子化ベクトルの数のK個の入力をもつ。中間層は試行錯誤的に適切に決定された層数とニューロン素子をもち、出力層は判定したい画像種類の数の出力をもつ。例えば、活字体文字、手書き文字、写真、絵柄画像、背景画像の5つの画像種類を混在画像の中から判定して分離したいのであれば、5出力をもつことになる。

【0211】この特徴パターン判定部127のニューラルネットワークの学習は、入力された量子化ベクトルのヒストグラムのパターン形状と対応関係にある探索ブロック選択部115で選択された判定対象ブロックの画像の種類を教師データとして出力層に与えられる。学習時、教師データとしての判定対象ブロックの画像種類には、人為的に認識して決定する。この学習過程は、バックプロパゲーション手法により、出力誤差が設定誤差以下になるまで、判定対象画像の種類をさまざまに変えて繰り返し行われる。

【0212】そして特徴パターン判定部127では、入力される量子化ベクトルのヒストグラムの形状（特徴パターン）と画像の種類に相関関係があることを利用し

て、ニューラルネットワークにより認識処理を行っている。敢えてニューラルネットワークを用いているのは、一般的なパターンマッチングのように多量の参照テンプレートと比較決定する膨大な計算を回避することと、特徴パターンと画像種類との相関性が多少劣化しても判定確率への影響が少ないことを利点とするためである。学習が終了した特徴パターン判定部127は、既に入力される量子化ベクトルのヒストグラム形状に対し、画像種類を判定し出力する画像種判定器になっている。

【0213】前記特徴パターン判定部127の出力は、画像種決定部128に入力されて判定対象ブロックの画像種最終判断が行われる。特徴パターン判定部127のニューラルネットワーク出力は、唯一の画像種を出力しない場合も考えられる。

【0214】従って、その判定結果に対する評価基準（ルール）を設けて、対応する同種画像領域の画像種類の最終決定が画像種決定部128から出力される。

【0215】前記画像種決定部128から出力される最終決定した画像種類、上記同種画像領域のアドレスデータ及びサイズが、本実施例の混在画像領域分離装置から出力される。

【0216】次に本発明による第11実施例について説明する。この第11実施例以降の実施例の画像処理装置の構成は、図40に示した第10実施例と同様であるが、ベクトル量子化部125内部で行われるベクトル量子化の量子化されるベクトルの算出方法が異なるものであり、構成についての説明は省略する。

【0217】この第11実施例において用いられるベクトル量子化器の代表ベクトルは、次のようにして求められる。

【0218】まず画像種ごとに、十分な判定対象ブロック数で着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 $(N-1)$ 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる局所輝度パターンとしてのベクトル Y_j ($y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$)を繰り返し検出する。1つのブロックで検出されるベクトル Y_j は、各輝度成分 y_j ($j=0, 1, 2, \dots, N-1$)の量子化がQステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^{N-1}$ 通り存在するが、ベクトル Y_j の成分数Nが大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。

【0219】1つの判別対象ブロックにて検出される任意のベクトル Y_j の画像種ごとのブロック単位発生度数の値を $Freq(Y_{ij})$ と表し、複数ブロックでの $Freq(Y_{ij})$ の生起度数分布算出する。但し、jは識別したい画像種の数だけ連番で与えられる。例えば、活字体文字＝‘0’、手書き文字＝‘1’、写真＝‘2’、絵柄画像＝‘3’のように番号が付される。

【0220】次に、図44に示すように任意の Y_{ij} に対して、各画像種単位の平均生起度数 $A_{vr}(Freq$

(Y_{ij}) を求め、相互の平均度数の絶対値が算出される。例えば 4 通りの画像種があれば、6 通りの値が求められることになる。そのうちの最小値 [$d_{\min}(Y_i)$] を求め、同様にして全てのベクトルに対しこの値を算出する。

【0221】各ベクトルの最小値 [$d_{\min}(Y_i)$] が大きいものから順にベクトル Y_i を並べ替え、その値が所定値以上を示すベクトル Y_i を前記ベクトル量子化における代表ベクトルとする。

【0222】このようにして算出された代表ベクトルが図 40 に示したベクトル量子化器 125 で量子化されるベクトルとして使用される。量子化方法は、第 10 実施例と同様に、 N 次元直交空間において距離が最も近い代表ベクトルを量子化ベクトルとする。また距離はユークリッド距離 (ベクトル成分差の 2 乗和の平方根) または市街地距離 (ベクトル成分差の絶対値和) を用いればよい。

【0223】任意のベクトル Y_{ij} に対する各画像種単位の平均生起度数 $A_{vr}(Y_{ij})$ は、画像値ごとにブロック単位でのそのベクトルの発生度数の平均を与える。そのため、ある画像種があるベクトル Y_i を取る確率を反映し、その最もらしい代表値を示している。画像値によってあるベクトル Y_i を取る確率の違いが小さい場合は、そのベクトル Y_i によっては画像種を識別し難いことになる。逆に画像種によってあるベクトル Y_i を取る確率の違いの最小値が大きい場合は、そのベクトル Y_i によっては画像種を識別し易いことになり、識別し易いベクトルを優先して観測し、識別すれば効果的な識別が可能となる。

【0224】次に本発明による第 12 実施例としての画像処理装置について説明する。

【0225】この第 12 実施例において用いられるベクトル量子化器の代表ベクトルは、次のようにして求められる。まず画像種ごとに、十分な判定対象ブロック数で着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 ($N-1$) 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる局所輝度パターンとしてのベクトル Y_i ($y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$) を繰り返し検出する。1 つのブロックで検出されるベクトル Y_i のは、各輝度成分 y_j ($j=0, 1, 2, \dots, N-1$) の量子化が Q ステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^N-1$ 通り存在するが、ベクトル Y_i の成分数 N が大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。

【0226】そして、1 つの判定対象ブロックにて検出される任意のベクトル Y_i の画像種ごとのブロック単位発生度数の値を $Freq(Y_{ij})$ と表し、多数ブロックでの $Freq(Y_{ij})$ の生起確率分布 $P(Freq(Y_{ij}))$ を算出する。但し、 j は識別したい画像種の数だけ連番で与えられる。例えば、活字体文字 = '0'、手

書き文字 = '1'、写真 = '2'、絵柄画像 = '3' のように番号が付される。また $Freq(Y_{ij})$ は画像種毎にサンプルブロック総数が除算され、正規化される。

【0227】次に図 45 に示すように任意の Y_i において、任意の 2 つの画像種 j, j' の組み合わせを全て抽出し、それらの生起確率分布 $P(Freq(Y_{ij}))$ 並びに $P(Freq(Y_{ij}'))$ 重なりあう面積、換言すれば同時発生確率を組み合わせ数分算出する。

【0228】この同時発生確率の最大値 [$S_{\max}(Y_i)$] を求めて、各ベクトルの最小値 [$S_{\max}(Y_i)$] が小さいものから順にベクトル Y_i を並べ替え、その値が所定値以下を示すベクトル Y_i を前述したベクトル量子化における代表ベクトルとする。

【0229】このようにして算出された代表ベクトルが図 40 に示したベクトル量子化器 125 で量子化されるベクトルとして使用される。量子化方法は、第 10 実施例と同様に N 次元直交空間において距離が最も近い代表ベクトルを量子化ベクトルとする。距離はユークリッド距離 (ベクトル成分差の 2 乗和の平方根) または市街地距離 (ベクトル成分差の絶対値和) を用いればよい。

【0230】任意のベクトル Y_i に対する生起確率分布 $P(Freq(Y_{ij}))$ の各画像種間の同時発生確率は、異なる 2 つの画像種があるベクトル Y_i をどの程度の確率で識別できるかを表す。同時発生確率が大きい場合は、誤る確率が増大する。従って、あるベクトル Y_i を取る確率がどの 2 つの画像種間でも類似する度合いが小さければ、そのベクトル Y_i によって画像種の識別が効果的であると言える。従って、識別に効果的なベクトルを優先して観測すれば、能率のよい画像種識別が可能となる。

【0231】次に本発明による第 13 実施例の画像処理装置について説明する。

【0232】この第 13 実施例において用いられるベクトル量子化器の代表ベクトルは、次のようにして求められる。まず画像種ごとに、十分な判定対象ブロック数で着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 ($N-1$) 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる局所輝度パターンとしてのベクトル Y_i ($y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$) を繰り返し検出する。1 つのブロックで検出されるベクトル Y_i のは、各輝度成分 y_j ($j=0, 1, 2, \dots, N-1$) の量子化が Q ステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^N-1$ 通り存在するが、ベクトル Y_i の成分数 N が大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。

【0233】まず、前記局所輝度パターンをベクトルとして表現できる N 次元空間において、画像種別にそのベクトルを十分なサンプル数でプロットする。結果画像種ごとのベクトルの発生確率分布を得る。これら分布を図 46 に示すように、それぞれ LBG アルゴリズムを用い

て、所定数のベクトルにベクトル量子化する。LBG アルゴリズムは、例えば [“An Algorithm for Vector Quantizer Design” YOSEPH LINDE etc. IEEE TRANSACTION ON COMMUNICATIONS, VOL. COM-28, NO. 1 JANUARY 1980] に詳細に記載されている。要点を言えば、局所領域内に存在する全ての特徴ベクトルとその局所領域の代表ベクトルとのユークリッド距離が他の局所領域の代表ベクトルとのユークリッド距離に対して最短になるように代表ベクトルが決定される。

【0234】そして算出された各画像種の量子化ベクトルを合成して1つの量子化ベクトルの集合とし、個々のベクトル間の距離が大きいベクトルから代表ベクトル優先候補とする。優先度が高い代表ベクトルから所定数を選択して、最終的な代表ベクトルとする。代表ベクトルの距離が互いに小さい、即ち分布が密なベクトル存在空間は、各画像種の分布形状が類似していると判断できる。従って密でない空間のベクトルを優先して選択することで、これらベクトルの発生分布は互いの画像種の違いを顕著に表すことになり、能率的な画像種識別を実現する。

【0235】次に本発明による第14実施例の画像処理装置について説明する。

【0236】この第14実施例において用いられるベクトル量子化器の代表ベクトルは、次のようにして求められる。まず、画像種ごとに、十分に且つ同数の判定対象ブロック数で着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 $(N-1)$ 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる局所輝度パターンとしてのベクトル Y_j ($y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$) を繰り返し検出する。1つのブロックで検出されるベクトル Y_j は、各輝度成分 y_j ($j=0, 1, 2, \dots, N-1$) の量子化が Q ステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^N-1$ 通り存在するが、ベクトル Y_j の成分数 N が大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。

【0237】次に検出されたベクトル Y_j から取り得る全てのベクトルに対し、その頻度を計数する。計数値が最大のベクトルから随時所定数分選択し、ベクトル量子化時の代表ベクトルとする。どの画像種に対しても発生確率が小さいものは、その頻度が画像種によって差異が表れないので、識別に用いる必要性がない。従って、このような識別に寄与しないベクトルを除去することで、図40の特徴パターン判定部127の入力数を削減でき、能率の良い識別部構成が実現できる。

【0238】次に本発明による第15実施例の画像処理装置について説明する。第15実施例において用いられるベクトル量子化器の代表ベクトルは、次のようにして求められる。まず画像種ごとに、十分な判定対象ブロック数で着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 $(N-1)$ 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる

局所輝度パターンとしてのベクトル Y_j ($y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$) を繰り返し検出する。1つのブロックで検出されるベクトル Y_j は、各輝度成分 y_j ($j=0, 1, 2, \dots, N-1$) の量子化が Q ステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^N-1$ 通り存在するが、ベクトル Y_j の成分数 N が大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。

【0239】図47に示すように、検出されたベクトル Y_j の画像種それぞれのヒストグラムを算出し、度数の最大値で除算して正規化する。得られた各ヒストグラムは N 次元で全微分され、絶対値がとられる。全微分された N 次元ヒストグラムを所定値閾値で2値化する。

【0240】そして2値化されたそれぞれの画像種の N 次元2値パターンは、全ての画像種で論理積がとられる。論理積後の2値 N 次元パターン分布において、LBG アルゴリズム (第13実施例にて説明した) を適用して所定数の代表ベクトルを抽出する。ヒストグラムの形状を識別する上で、形状変化が大きい部分は、多くのベクトルで近似し、形状変化が小さい部分は少ないベクトルで近似する方が形状を効果的に近似できる。微分パターン形状は形状変化の度合いを反映する。従って上記処理方法を使えば、各画像種に共通して分布形状の変化を容易に抽出でき、画像種による N 次元ヒストグラムのより効果的な形状近似が実現できる。

【0241】次に図48には、本発明による第16実施例としての画像処理装置の構成を示し説明する。

【0242】この第16実施例においても、画像種判定部170の局所輝度パターン検出部172までは、図40に示す第10実施例と構成は同一である。本実施例の特徴となる局所輝度パターン検出部172以降から画像種決定出力までの構成及び動作について説明する。

【0243】この局所輝度パターン検出部172から出力である局所輝度パターンベクトル Y_j は、並列的にベクトル量子化部173を構成するベクトル量子化器 $VQ_1, VQ_2, \dots, VQ_j, \dots, VQ_J$ に入力される。但し、 J は識別したい画像の種類の数を示す。ベクトル量子化器 VQ_j は、画像種に対応した代表ベクトルを使って量子化する。

【0244】ベクトル量子化器 VQ_j の代表ベクトルは、次のようにして求められる。

【0245】まず画像種ごとに、十分な判定対象ブロック数で着目画素の輝度 y_0 とそれに隣接する所定数 $(N-1)$ 個の輝度 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$ からなる局所輝度パターンとしてのベクトル Y_j ($y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}$) を L 個のブロックについて繰り返し検出する。1つのブロックで検出されるベクトル Y_j は、各輝度成分 y_j ($j=0, 1, 2, \dots, N-1$) の量子化が Q ステップならば、 $i=0, 1, 2, \dots, Q^N-1$ 通り存在するが、ベクトル Y_j の成分数 N

が大きくなると莫大なベクトル数になるので、量子化幅を大きく採って各輝度成分の量子化数を必要に応じて縮小しても構わない。得られたベクトル Y_j は、画像種それぞれにN次元空間において第13実施例で説明したLBGアルゴリズムを使って所定数Kの代表ベクトルが求められる。

【0246】前記局所輝度パターン検出部172から出力され、ベクトル量子化器VQj 173に入力された検出ベクトルは、先に求められている代表ベクトルとユークリッド距離が計算されて、検出ベクトルに対しもっとも距離が小さい代表ベクトルが選択されてベクトル量子化が完了する。

【0247】この処理は各ベクトル量子化器VQj で同

$$E_j = \sum_{k=0}^k \sum_{L=1}^L [F_{req}(Y_{jKL}) - \text{平均}[F_{req}(Y_{jKL})]]^2$$

で与えられる。

【0249】分散合計算出器174から同時出力される各画像種ごとに分散合計 E_j は、評価部175に入力されて、その最小値を示す画像種を出力する。出力された画像種が判定対象ブロックの識別結果である。

【0250】本実施例ではベクトル量子化するときの代表ベクトルが、予め画像種ごとに様な発生分布になるよう計算されている。そのため識別時に対応する画像種が入力されると、その量子化ベクトルの発生度数は様になり、それ以外は分散が大きくなるので、何れの画像種の分布かが区別できることになる。

【0251】また本発明は、前述した実施例に限定されるものではなく、他にも発明の要旨を逸脱しない範囲で種々の変形や応用が可能であることは勿論である。

【0252】

【発明の効果】以上詳述したように本発明によれば、各種画像が混在した入力画像を画像の種類毎の領域に分割でき、例えば各種画像種類に適した画像データ圧縮により混在画像全体のデータ圧縮率を高めることができ、画像の画質を向上させる画像処理装置を提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】図1は、本発明による実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図2】図2には、黒画素抽出の処理を行う構成を示す図である。

【図3】図3は、2値化処理及び、エッジ抽出処理を行う構成例を示す図である。

【図4】図4は、連続構成要素領域の境界抽出を行う構成を示す図である。

【図5】図5(a)は事前に画像種類の違いによる特徴を統計データより抽出して判定時の評価基準を判定する構成を示し、図5(b)は求めた評価基準を使って実際の画像種類の判定を行う構成を示す図である。

時に実行される。ベクトル量子化器VQjからの出力は、分散合計算出器174に入力されて、1つの判定対象ブロックから検出された量子化されるベクトルの度数分布を生成し、それぞれの量子化されたベクトルそれぞれの分散 σ の合計 E を計算する。即ち、任意の判定対象ブロック1から検出され且つ任意のベクトル量子化器VQjにおいて量子化されるベクトル(代表ベクトル)を Y_{jKL} ($k=0, 1, \dots, K; L=1, 2, \dots, L$)とし、その発生度数 $F_{req}(Y_{jk})$ とすれば、分散合計 E_j は、

【0248】

【数5】

【図6】本発明の画像処理装置の概念的な構成図である。

【図7】本発明による第2実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図8】図7に示した画像処理装置の差分・2値化処理を説明するための図である。

【図9】第2実施例における弧立点除去フィルタを説明するための図である。

【図10】第2実施例におけるラベル処理を説明するための図である。

【図11】第2実施例における矩形領域抽出を説明するための図である。

【図12】第2実施例における各処理過程の出力画像を第1の例を示す図である。

【図13】第2実施例における各処理過程の出力画像を第2の例を示す図である。

【図14】第2実施例における各処理過程の出力画像を第3の例を示す図である。

【図15】本発明による第3実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図16】図15に示した比・2値化処理を説明するための図である。

【図17】第3実施例における各処理過程の出力画像を第1の例を示す図である。

【図18】第3実施例における各処理過程の出力画像を第2の例を示す図である。

【図19】第3実施例における各処理過程の出力画像を第3の例を示す図である。

【図20】第3実施例における対数差分・2値化処理の説明するための図である。

【図21】第3実施例と同様の効果をもつ2値化操作を行う場合の別構成を示す図である。

【図22】本発明による第4実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 2 3】第 4 実施例における固定閾値により 2 値化を行なう場合の別構成を示す図である。

【図 2 4】第 4 実施例における微分フィルタによるエッジ抽出処理を説明するための図である。

【図 2 5】本発明による第 5 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 2 6】第 5 実施例における短白ラン／黒ラン変換によるブロック処理を説明するための図である。

【図 2 7】本発明による第 6 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 2 8】第 6 実施例における混在画像を同種画像領域に分割方法を説明するための図である。

【図 2 9】第 6 実施例における輝度レベルを修正する方法を説明するための図である。

【図 3 0】第 6 実施例における修正輝度ヒストグラムの算出方法を説明するための図である。

【図 3 1】本発明の実施例に用いたニューラルネットワークを利用するベクトル量子化器の構成を示す図である。

【図 3 2】第 6 実施例における判定された画像種結果を評価する方法を説明するための図である。

【図 3 3】複数判定対象領域による画像種判定を説明するための構成例を示す図である。

【図 3 4】本発明による第 7 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 3 5】本発明による第 8 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 3 5】第 8 実施例における勾配ベクトル方位と修正輝度レベルが呈する画像種毎の特徴パターンの第 1 の典型例を示す図である。

【図 3 6】第 8 実施例における勾配ベクトル方位と修正輝度レベルが呈する画像種毎の特徴パターンの第 2 の典型例を示す図である。

【図 3 7】第 8 実施例における勾配ベクトル方位と修正輝度レベルによって区別される典型特徴パターンを示す図である。

【図 3 8】第 8 実施例において、2 つのパラメータが示

す文字種類に対する特徴を示す図である。

【図 3 9】本発明による第 9 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 4 0】本発明による第 1 0 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 4 1】第 1 0 実施例における輝度レベルパターンを説明するための図である。

【図 4 2】第 1 0 実施例における局所輝度パターンの画像種ごとに分布形状の一例を示した図である。

【図 4 3】第 1 0 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 4 4】本発明による第 1 1 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 4 5】本発明による第 1 2 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 4 6】本発明による第 1 3 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 4 7】本発明による第 1 5 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

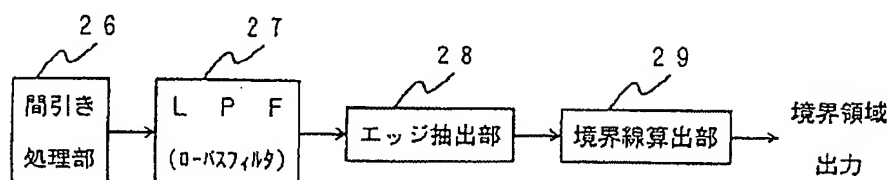
【図 4 8】本発明による第 1 6 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 4 9】従来の画像処理装置の概略的な構成図である。

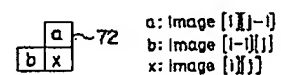
【符号の説明】

1…画像入力部、1 a…光学系、1 b…固体撮像素子、2…カラー／モノクロ変換処理部、3…2 値化処理部、4…縮小処理部、5…連続構成要素領域の境界抽出部、6…画像種類判定部、7…データ圧縮部、1 1、1 2…差分演算処理部、1 3、1 4…2 値化処理部、1 5、2 5…合成部、1 6、1 7…黒画素再生部、2 0…境界線算出部、2 1、2 2…差分演算処理部、2 3、2 4…2 値化処理部、2 6…間引き処理部、2 7…L P F (ローパスフィルタ)、2 8…エッジ抽出部、3 1…エッジ抽出部、3 2…KL 変換部、3 3…基底ベクトル抽出部、3 4…内積演算部、3 5…ニューラルネットワーク部、3 6…教師データ入力部。

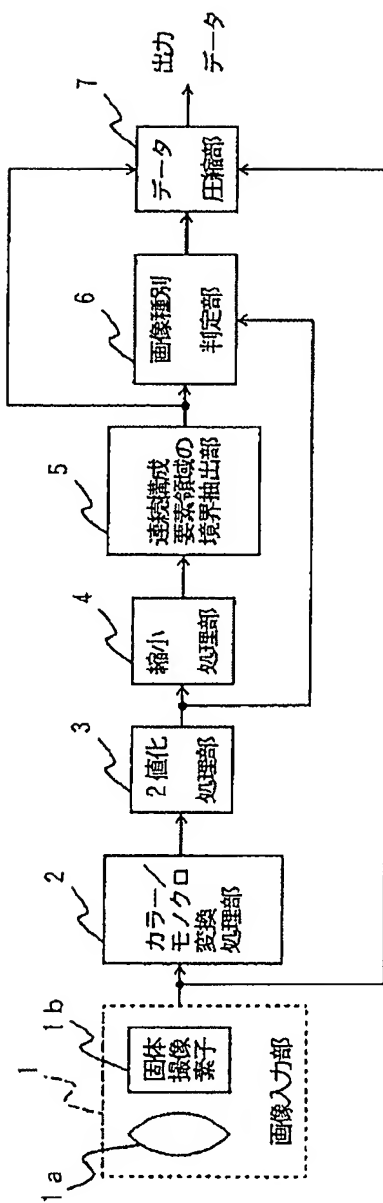
【図 4】



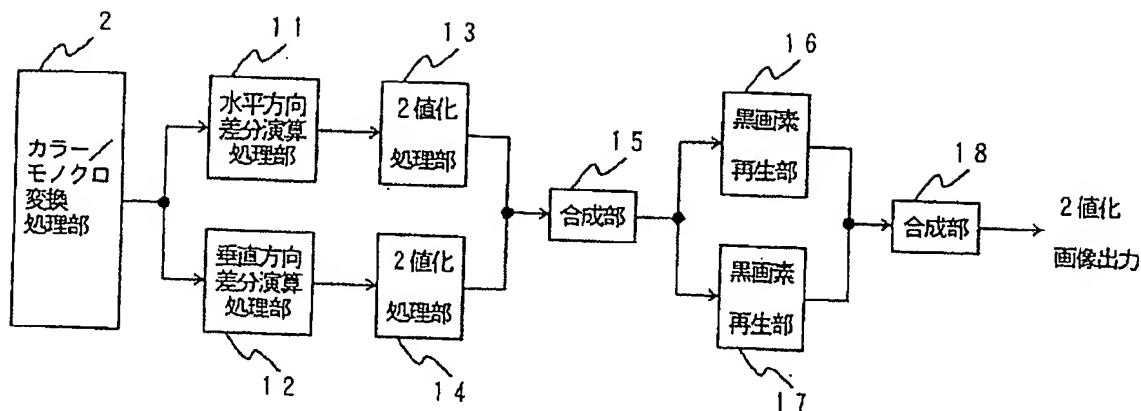
【図 1 0】



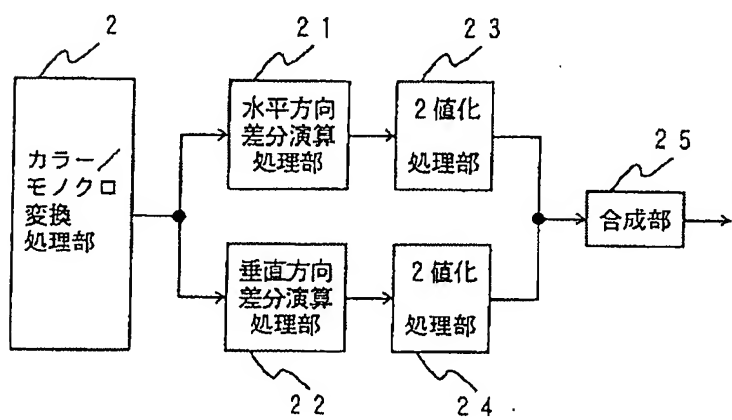
【図 1】



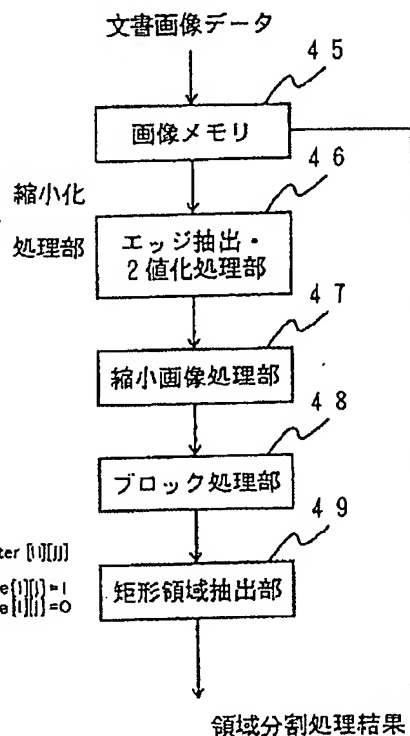
【図 2】



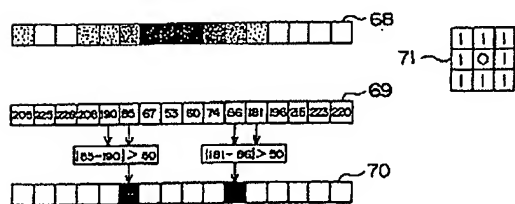
【圖 3】



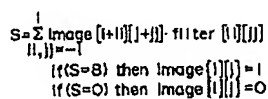
【図 6】



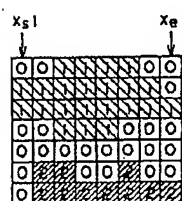
【圖 8】



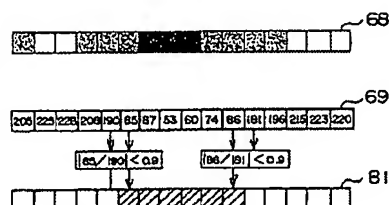
【圖9】



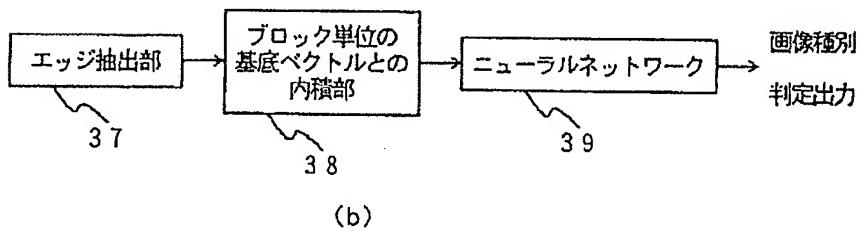
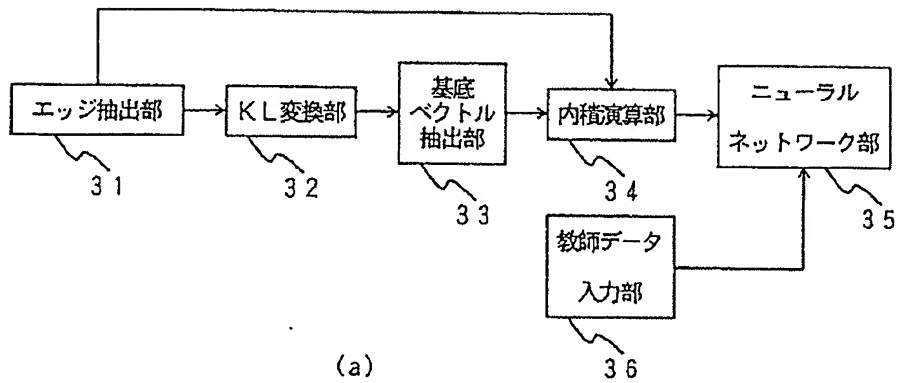
【图 1-1】



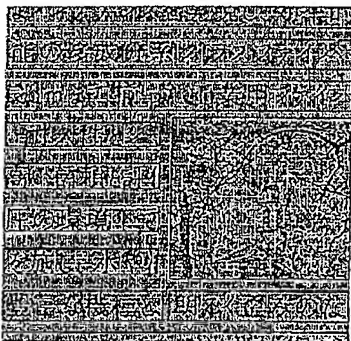
【图 16】



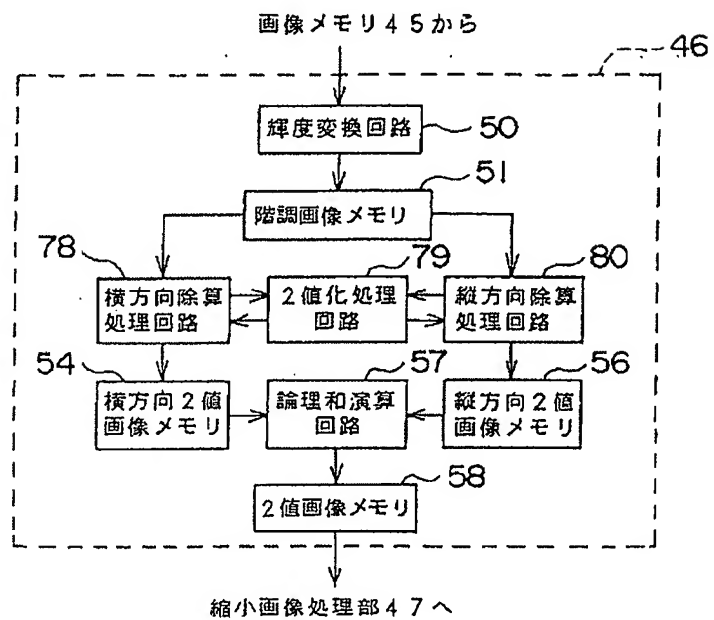
【図 5】



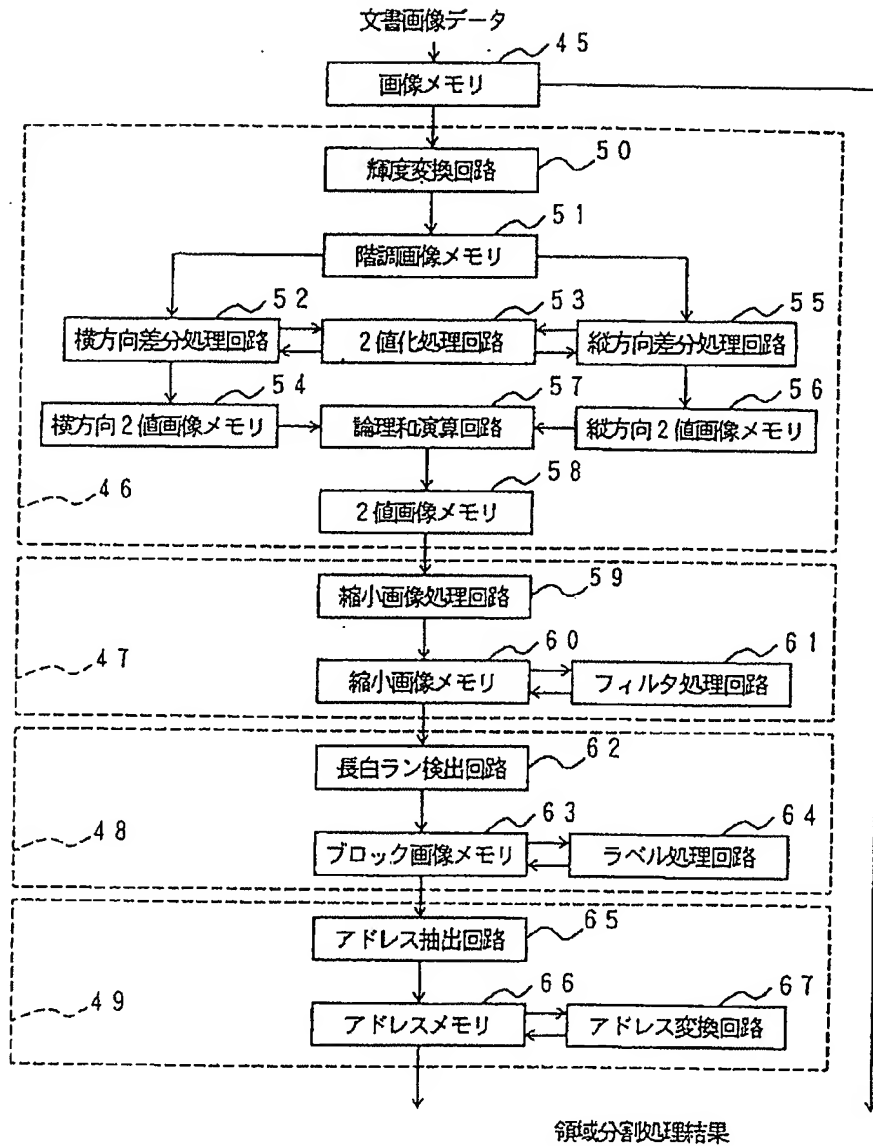
【図 14】



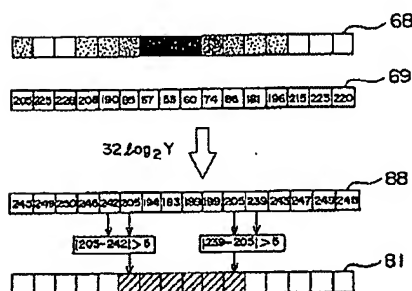
【図 15】



【図 7】



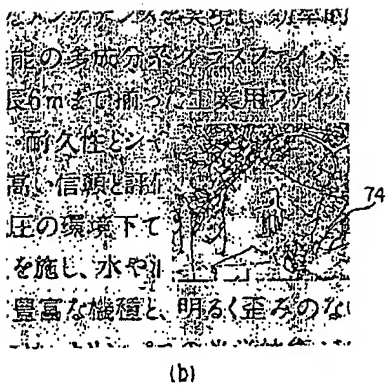
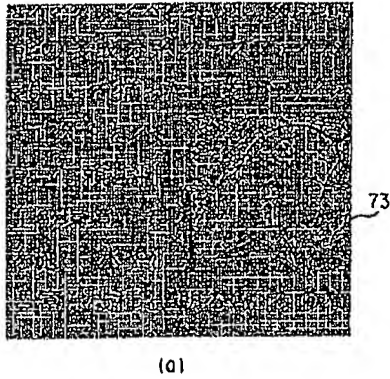
【図 21】



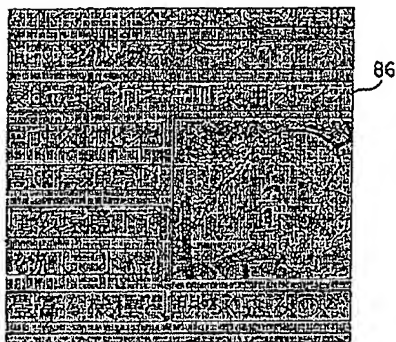
【図 38】

画像種類	Modify Histogram			Gradient Vector Direction	
	双峰性	多峰性	単峰性	方位依存性	方位依存無
活字体文字	○			○	
手書き文字	○				○
写真画像			○		○
絵柄画像		○		○	
背景					○

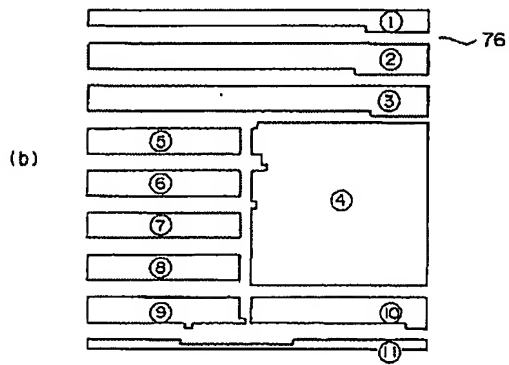
【図 12】



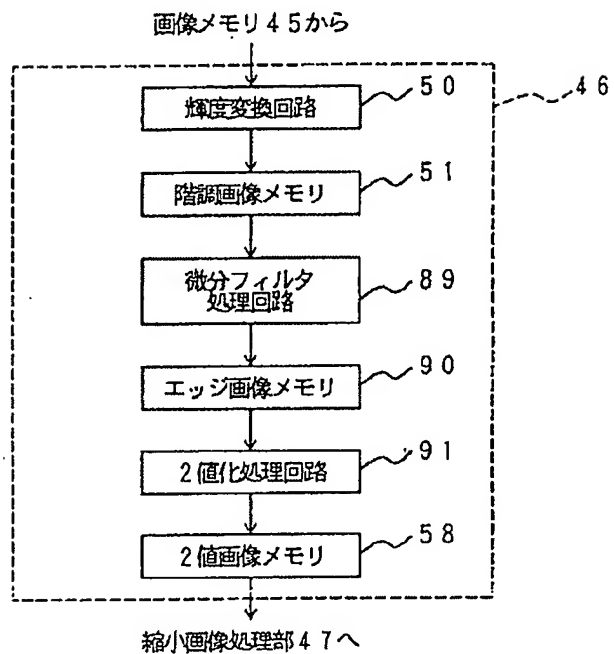
【図 19】



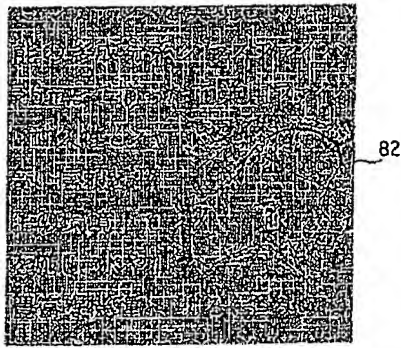
【図 13】



【図 22】



【図 17】

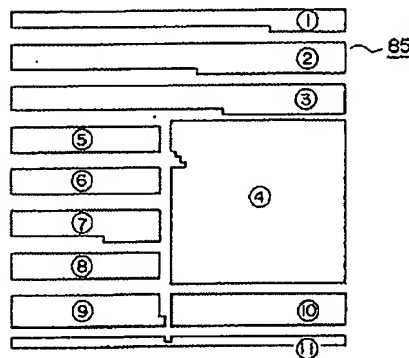


(a)

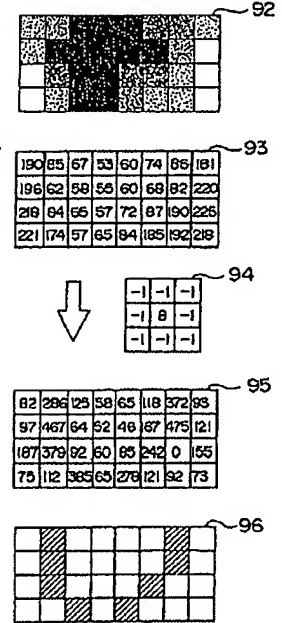
な入シブアジスと表現し、切半的
能の多成分系クラスファイ
長6mはで揃った工業用ファイ
、耐久性とシ
高い信頼と評判
圧の環境下で
を施し、水や
豊富な機種と、明るく歪みのない

(b)

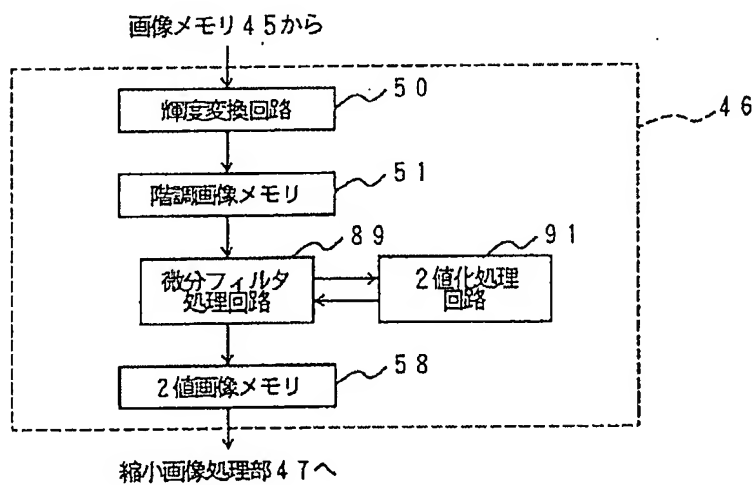
【図 18】



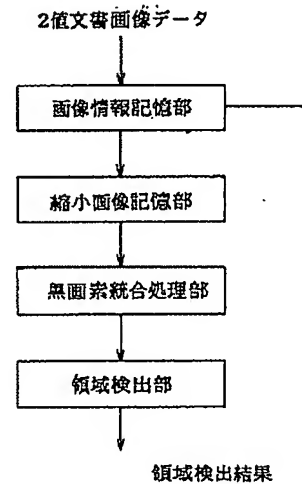
【図 24】



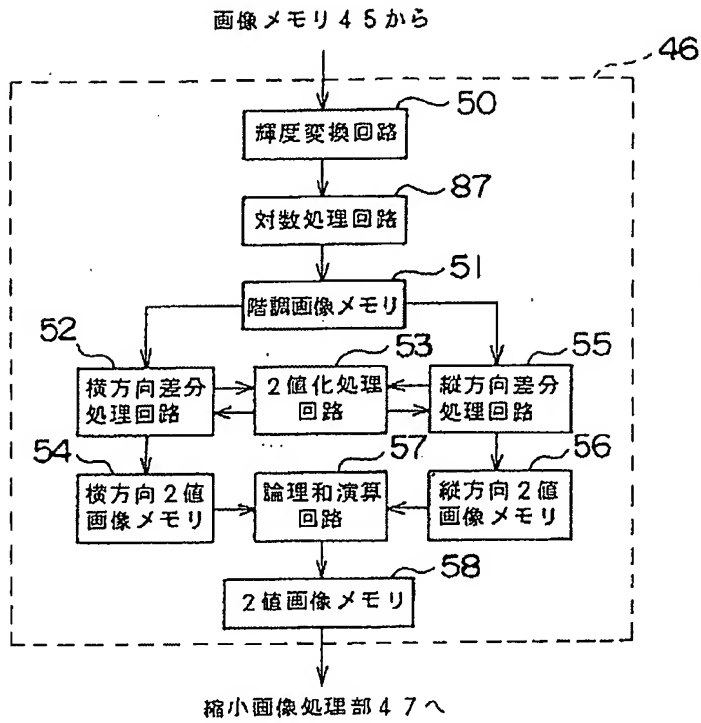
【図 23】



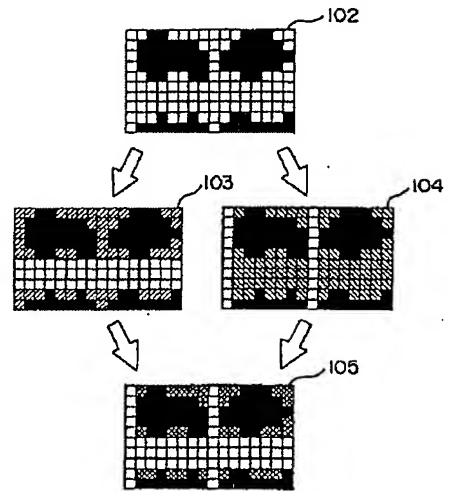
【図 49】



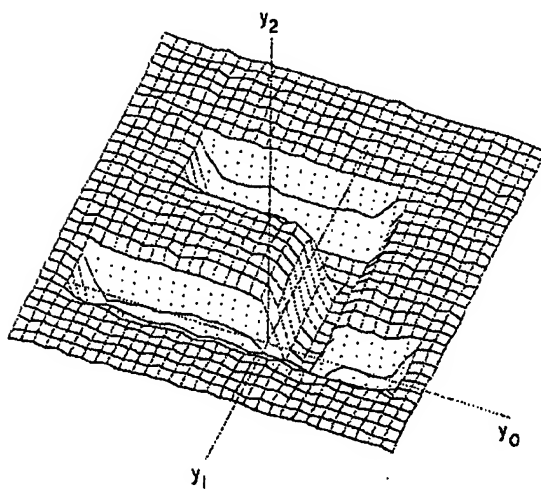
【図 20】



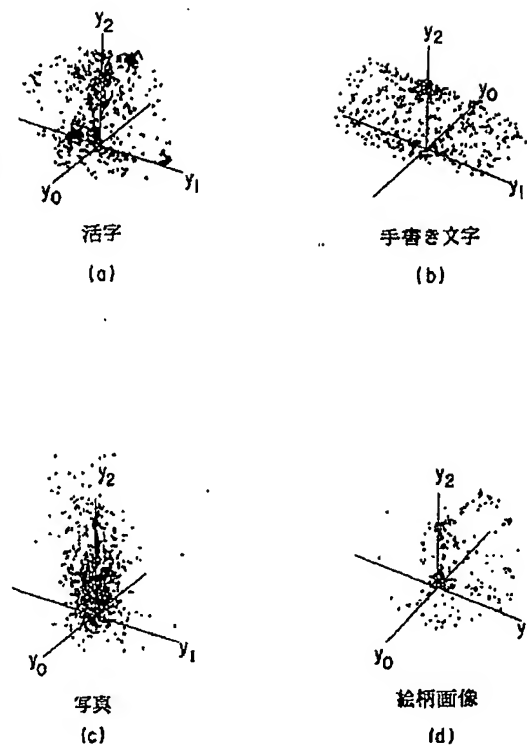
【図 26】



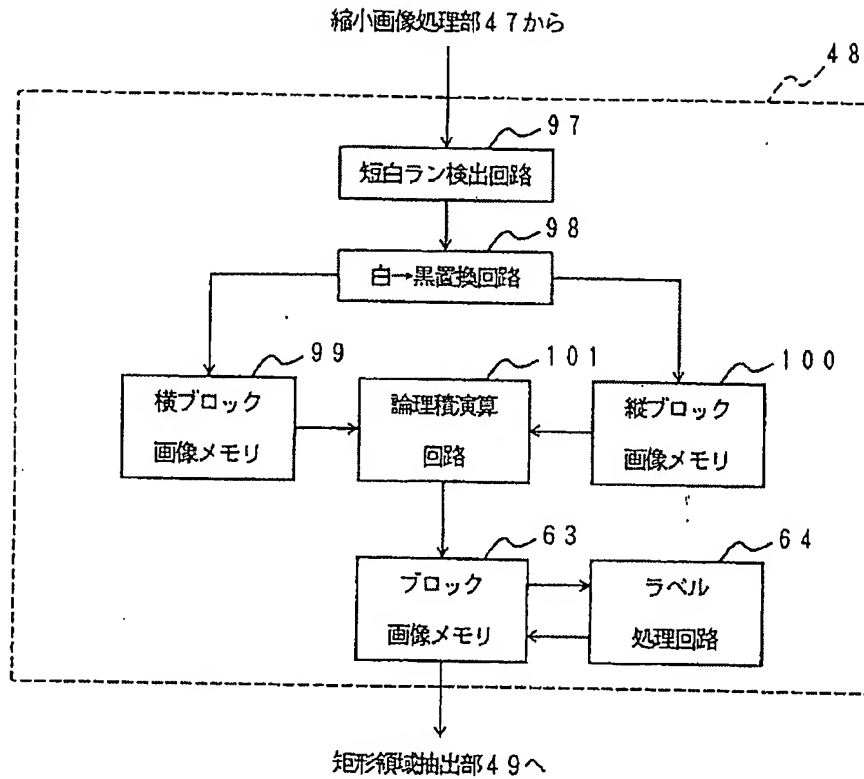
【図 41】



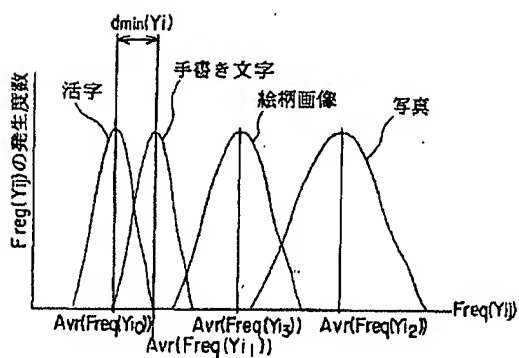
【図 42】



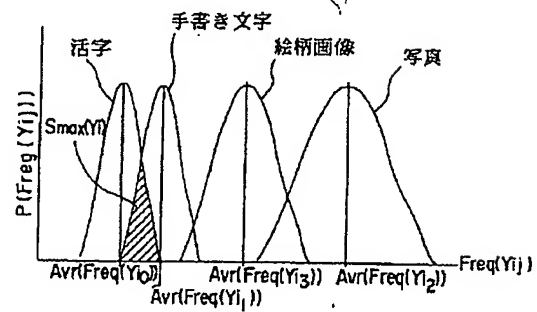
【図 25】



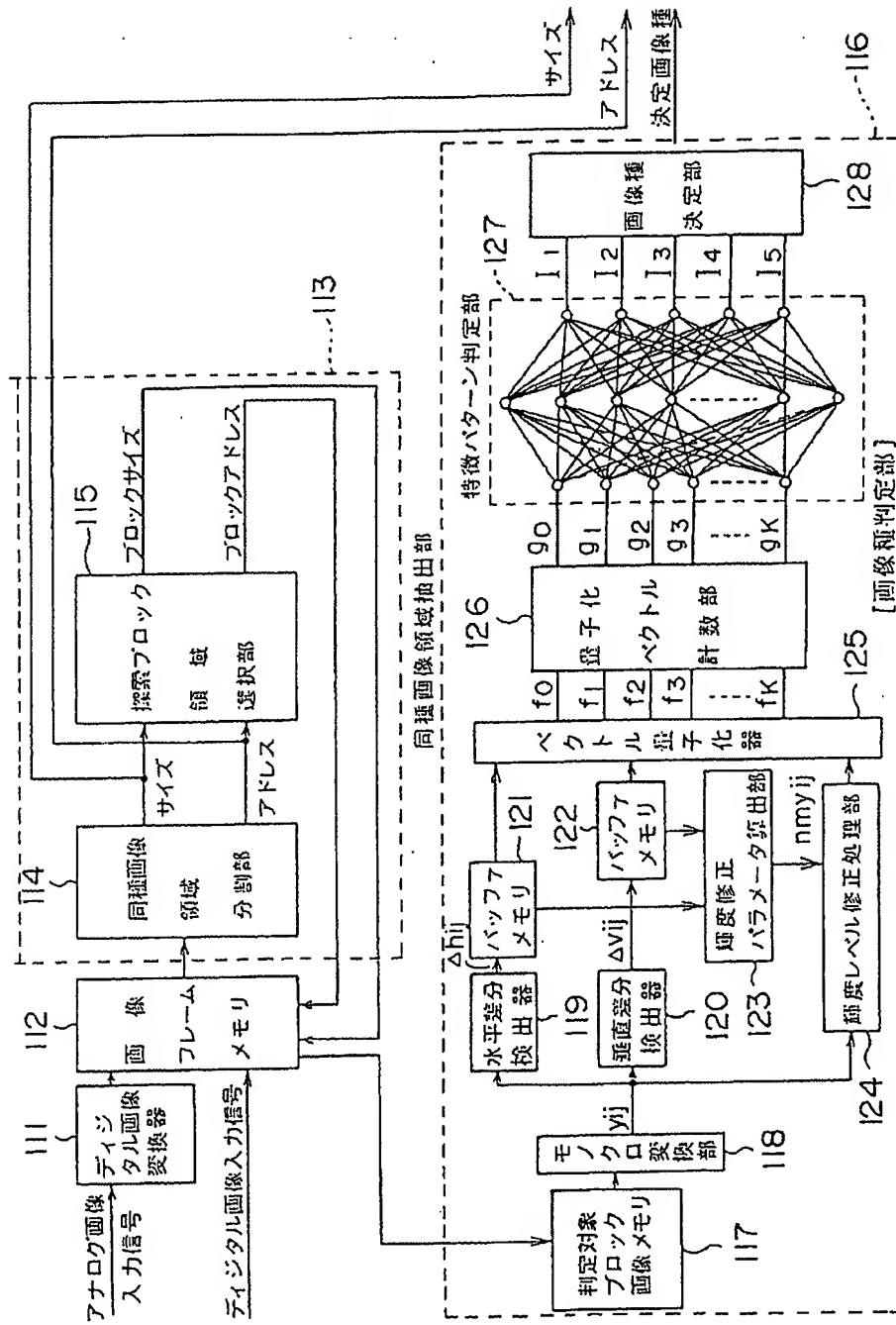
【図 44】



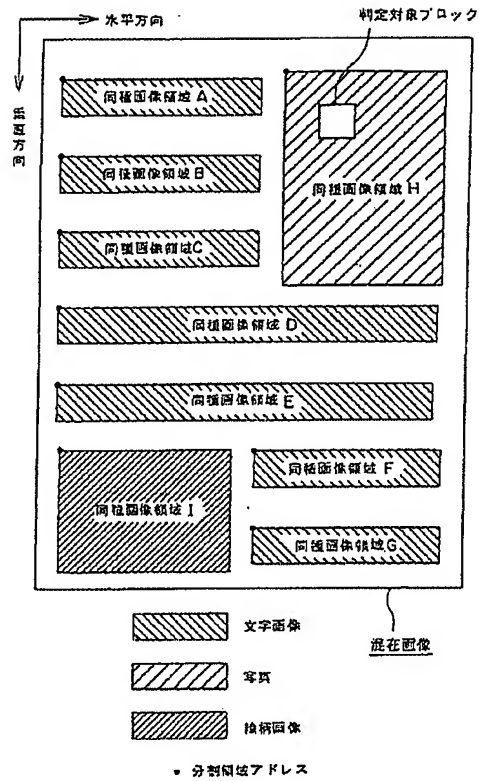
【図 45】



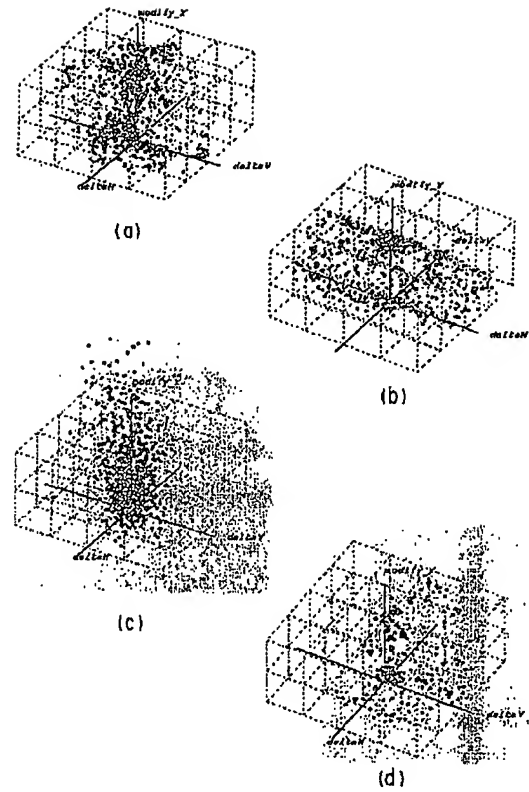
【図 27】



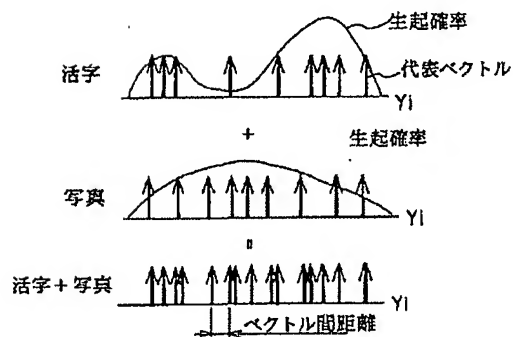
【図 28】



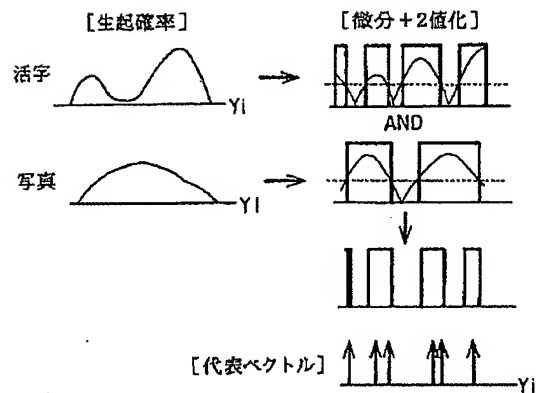
【図 30】



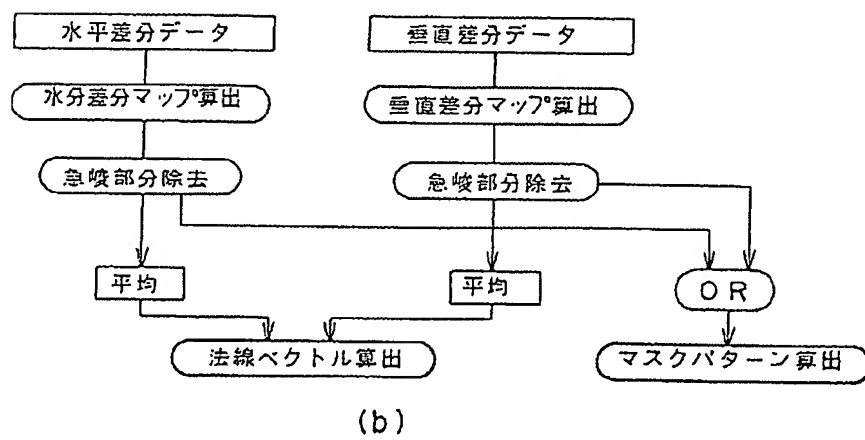
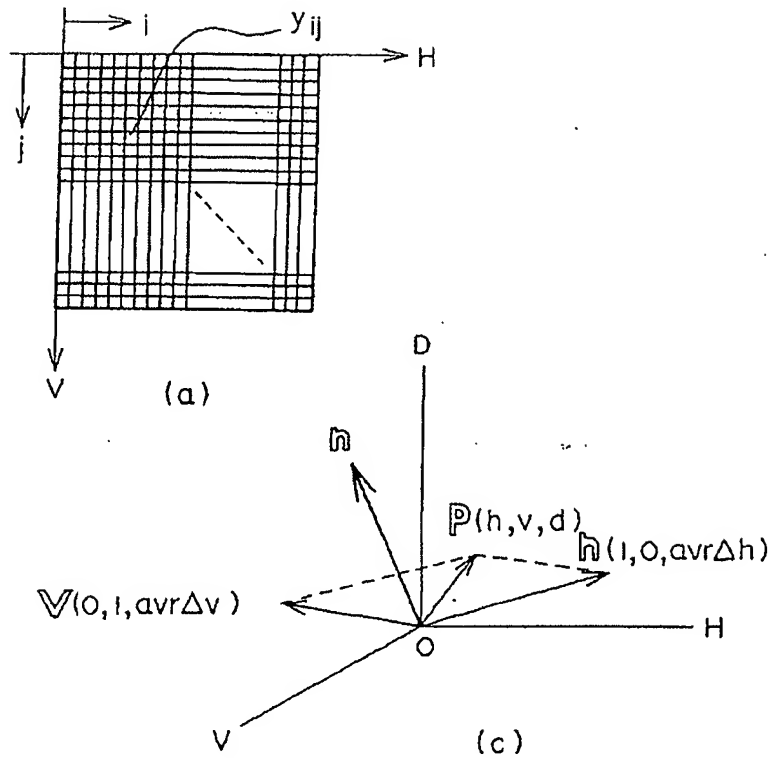
【図 46】



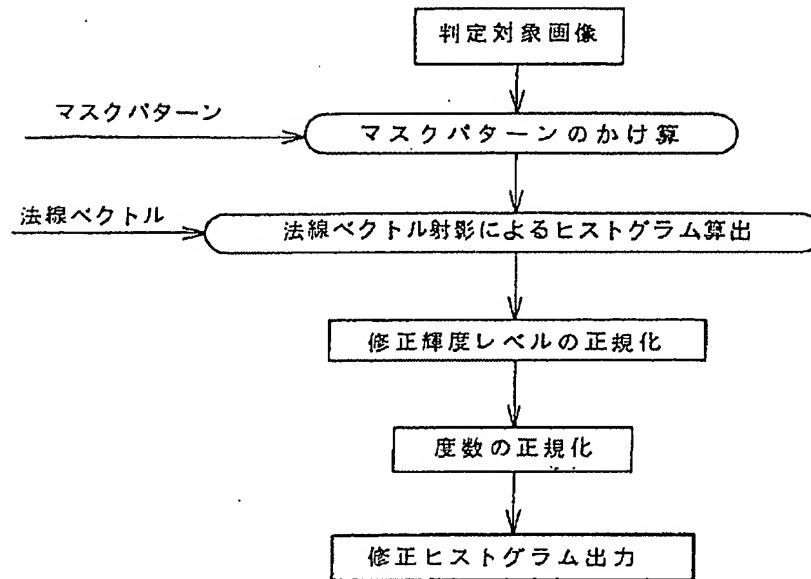
【図 47】



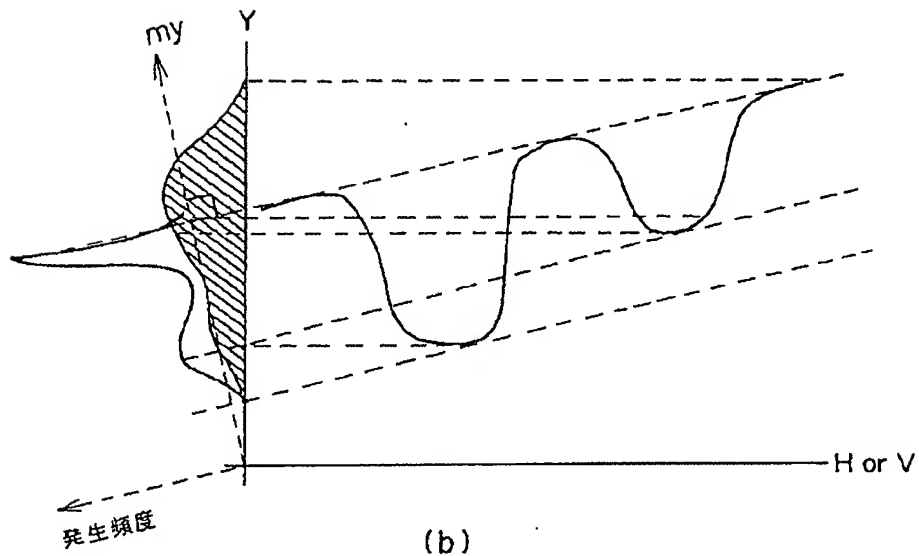
【図 29】



【図31】

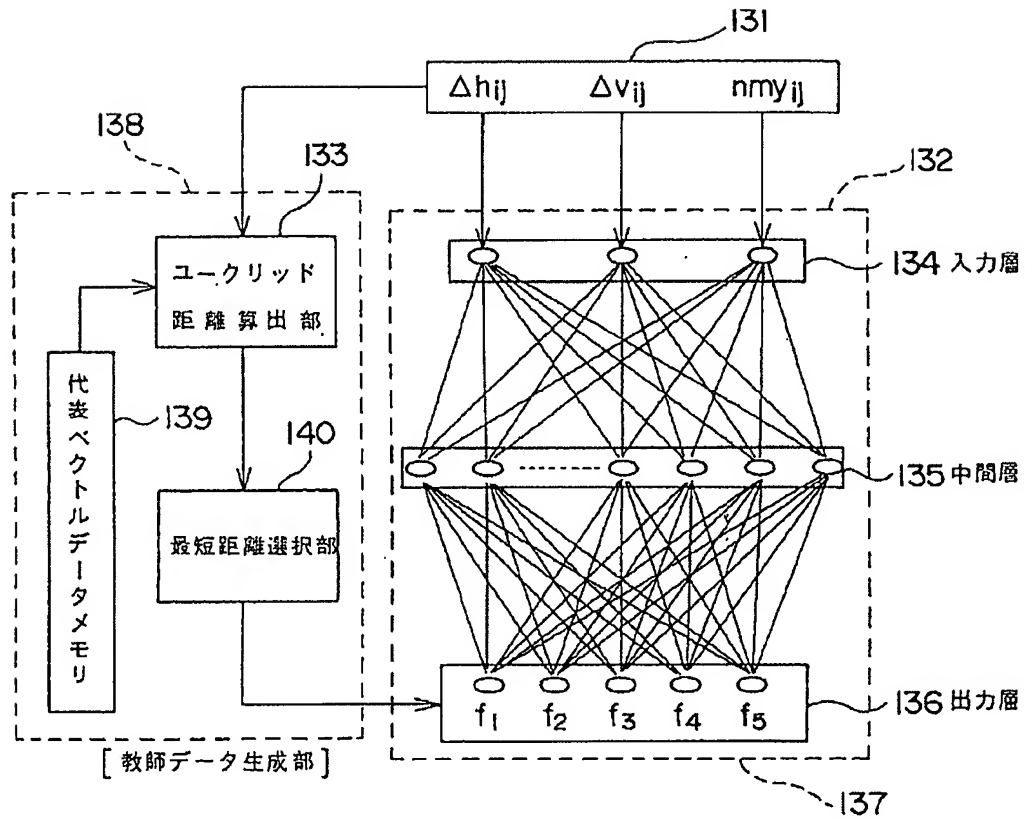


(a)



(b)

【図 32】



【図 33】

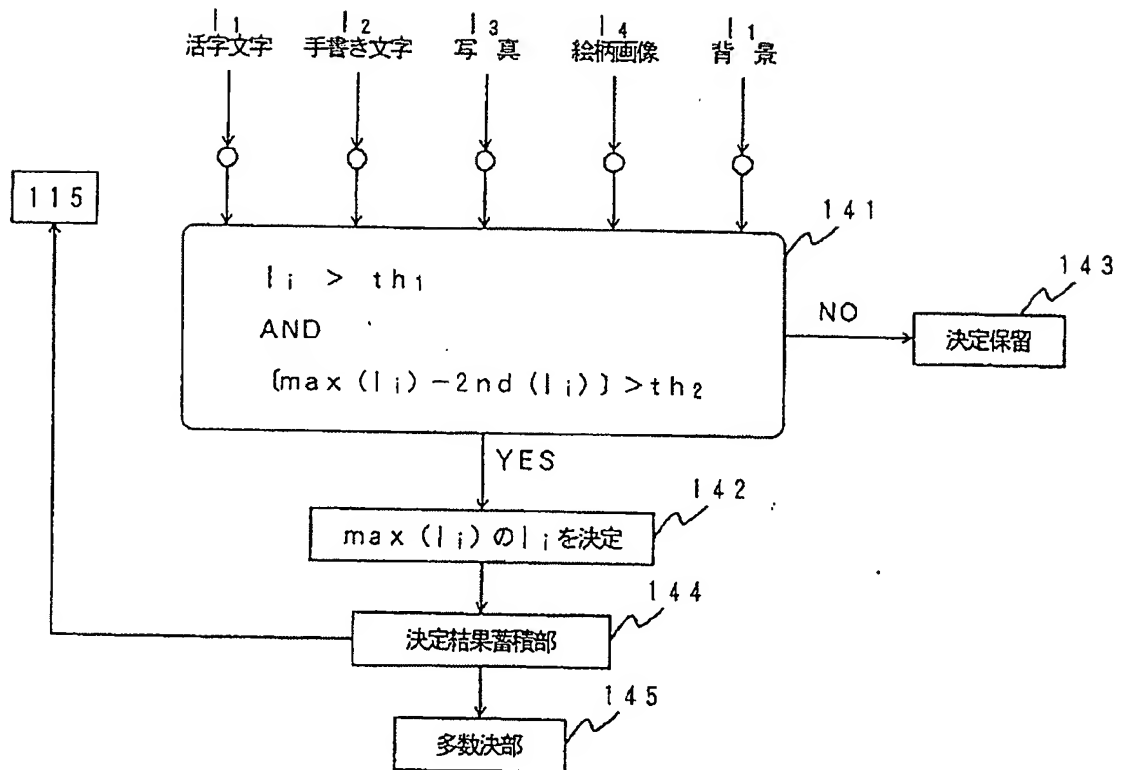
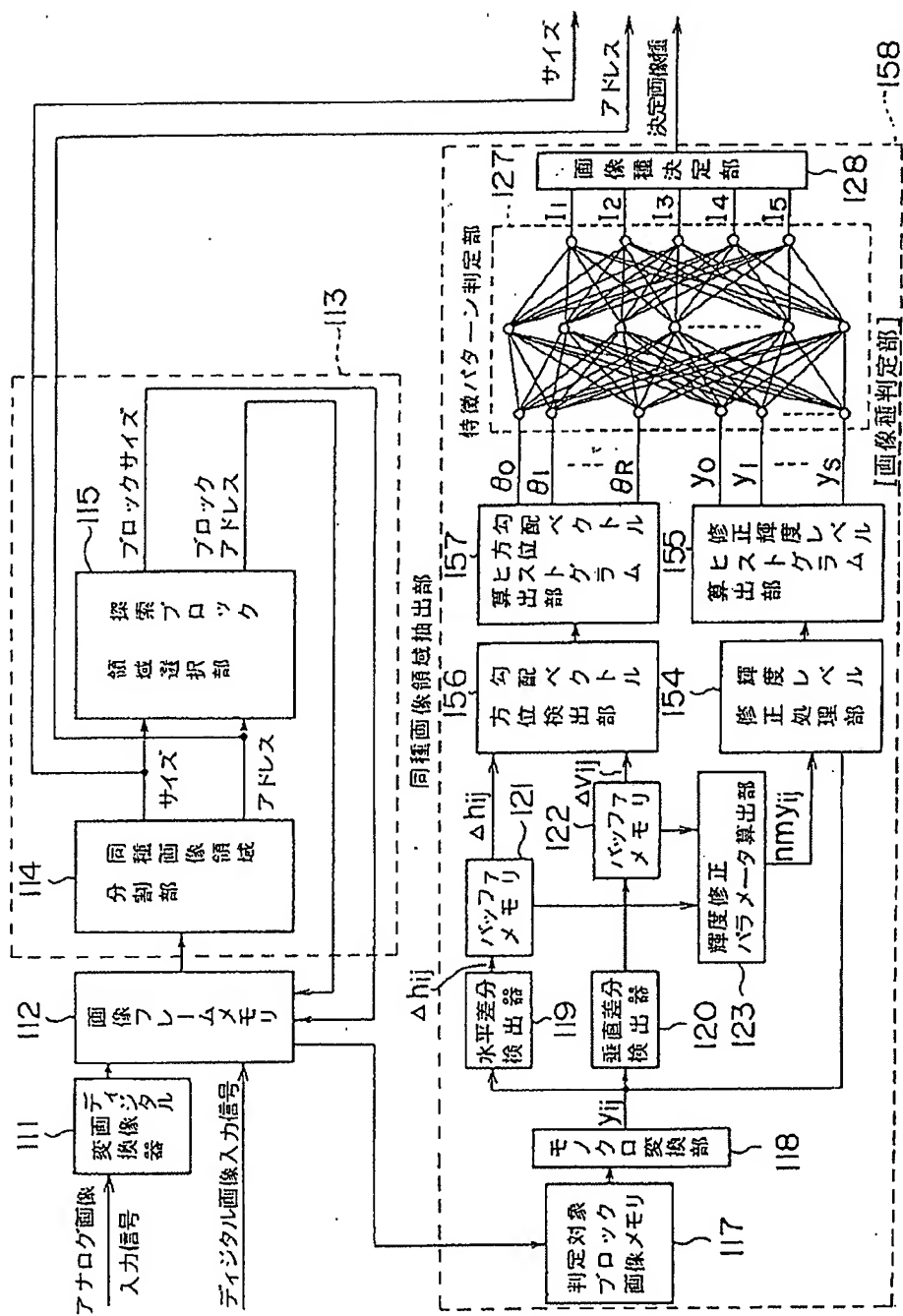


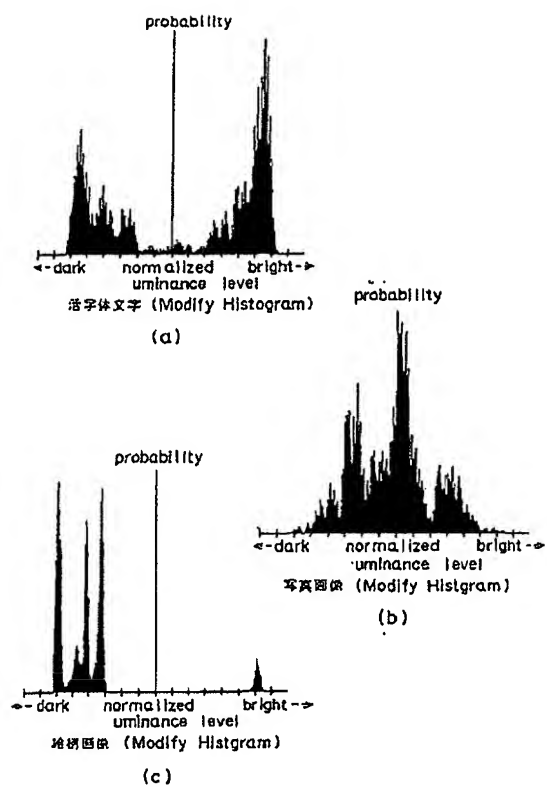
Figure 1 is a block diagram of the image processing system 100. The system is enclosed in a dashed box labeled 100. It includes the following components and connections:

- Input Image Memory 117**: Receives input data and outputs to the **Monochrome Conversion Unit 118**.
- Monochrome Conversion Unit 118**: Outputs to the **Horizontal Difference Detector 119** and the **Vertical Difference Detector 120**.
- Horizontal Difference Detector 119**: Outputs Δv_{ij} to the **Buffer Memory 121** and the **Correction Coefficient Calculation Unit 123**.
- Vertical Difference Detector 120**: Outputs Δh_{ij} to the **Buffer Memory 122** and the **Correction Coefficient Calculation Unit 123**.
- Buffer Memory 121**: Receives Δv_{ij} and outputs to the **Correction Coefficient Calculation Unit 123**.
- Buffer Memory 122**: Receives Δh_{ij} and outputs to the **Correction Coefficient Calculation Unit 123**.
- Correction Coefficient Calculation Unit 123**: Outputs $n m v_{ij}$ to the **Correction Coefficient Memory 124**.
- Correction Coefficient Memory 124**: Outputs $n m v_{ij}$ to the **Vector Quantization Unit 125**.
- Vector Quantization Unit 125**: Receives $n m v_{ij}$ and outputs $f_0, f_1, f_2, f_3, \dots, f_K$ to the **Quantization Vector Counting Unit 126**.
- Quantization Vector Counting Unit 126**: Outputs $f_0, f_1, f_2, f_3, \dots, f_K$ to the **Counting Unit 127**.
- Counting Unit 127**: Outputs $f_0, f_1, f_2, f_3, \dots, f_K$ to the **Maximum Value Judgment Unit 128**.
- Maximum Value Judgment Unit 128**: Outputs i_1, i_2, i_3, i_4, i_5 to the **Feature Pattern Judgment Unit 129**.
- Feature Pattern Judgment Unit 129**: Outputs to the **Image Type Judgment Unit 130**.
- Image Type Judgment Unit 130**: Outputs to the **Size and Address Input Unit 131**.
- Size and Address Input Unit 131**: Outputs to the **Decision Image Unit 132**.
- Decision Image Unit 132**: Outputs to the **Image Type Judgment Unit 130**.

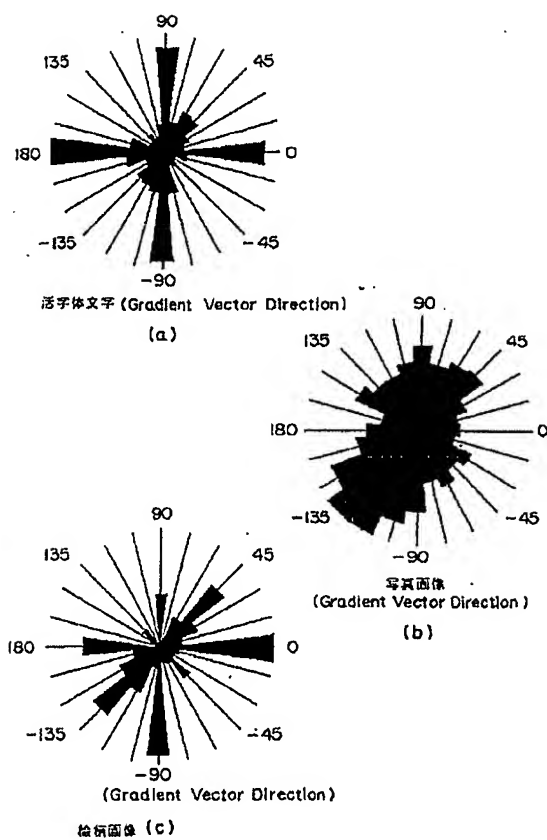
【圖 3 5】



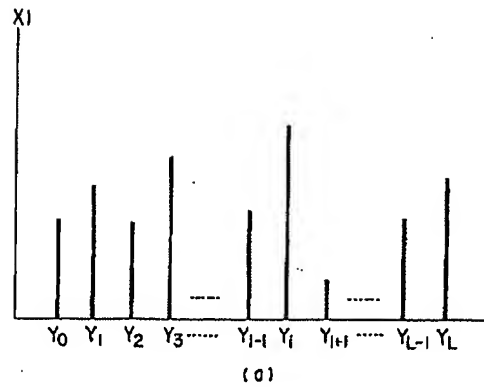
【圖36】



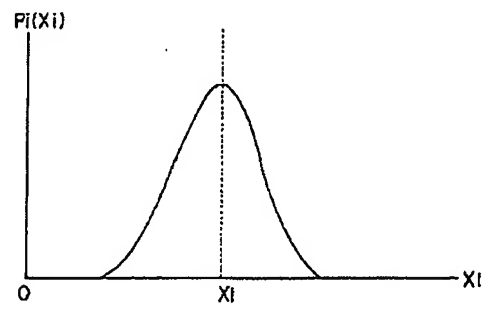
【圖37】



【図 43】



(a)



(b)

【手続補正書】

【提出日】平成 5 年 1 月 8 日

【手続補正 1】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】請求項 3

【補正方法】変更

【補正内容】

【請求項 3】 文字、絵柄および写真等が混在する混在画像を蓄積する画像フレームメモリと、前記画像フレームメモリから出力される画像データを同種類毎の画像領域に分割して、同種画像領域の位置並びに大きさを出力する同種画像領域分割手段と、前記同種画像領域内から所定の大きさの小領域を選択抽出し、該小領域の位置、大きさを出力する探索ブロック領域選択手段と、前記探索ブロック領域選択手段により選択された小領域に対応する画像データを判定対象領域として前記画像フレームメモリより読み出し、一時蓄積する判定対象ブロック画像メモリと、前記判定対象領域の画像データから差分値データを検出する差分検出手段と、前記差分値データにより輝度修正のための修正パラメータを算出し、前記修正パラメータに基づき、前記判定対象領域の画像データから修正された輝度レベルを算出する輝度レベル修正処理手段と、前記差分検出手段からの差分値データ、及び前記輝度レベル修正処理手段からの修正輝度レベルデータをベクトル量子化するベクトル量子化手段と、前記ベクトル量子化手段からの量子化ベクトルの各成分の計数を行う量子化ベクトル計数手段と、計数された量子化ベクトルの成分を入力とし、所定の画像種類を出力するニューラルネットワーク（神経回路網）と、出力される画像種類の判定結果を評価し決定して、前記同種画像領域の位置及び大きさのデータと合わせて決定した画像種類を出力する画像種決定手段と、を具備することを特徴とする画像処理装置。

【手続補正 2】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】請求項 4

【補正方法】変更

【補正内容】

【請求項 4】 画像データを入力する画像入力手段と、前記入力した画像データ内から所定の大きさで小領域を選択抽出する判定対象領域選択部と、判定対象領域の画像データから隣接する画素の所定数（N）の画素からなる局所特徴パターンを検出する局所特徴パターン検出手段と、前記局所特徴パターンをN次元空間上でベクトル量子化するベクトル量子化手段と、

前記ベクトル量子化手段により量子化された代表ベクトルに対してその発生頻度を計数してヒストグラムを算出するヒストグラム生成手段と、前記ヒストグラム生成手段により求められた量子化ベクトルヒストグラムを入力として、その分布形状を識別して所望する画像種類を出力する画像種識別手段と、前記識別結果を得て、画像種類を決定する画像種決定手段と、

を具備することを特徴とする画像処理装置。

【手続補正 3】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0023

【補正方法】変更

【補正内容】

【0023】また、文字、絵柄および写真等が混在する混在画像をデジタル化し蓄積する画像フレームメモリと、前記画像フレームメモリから出力される画像データを同種類毎の画像領域に分割して、同種画像領域の位置並びに大きさを出力する同種画像領域分割手段と、前記同種画像領域内を所定の大きさの小領域に選択抽出し、該小領域の位置、大きさを出力する探索ブロック領域選択手段と、前記探索ブロック領域選択手段により選択された小領域に対応する画像データを判定対象領域として前記画像フレームメモリより読み出し、一時蓄積する判定対象ブロック画像メモリと、前記判定対象領域の画像データから水平方向の差分値データ及び垂直方向の差分値データを検出する差分検出手段と、前記差分データにより輝度修正のための修正パラメータを算出し、前記修正パラメータに基づき、前記判定対象領域の画像データから修正された輝度レベルを算出する輝度レベル修正処理手段と、前記差分検出手段からの差分値データ、及び前記輝度レベル修正処理手段からの修正輝度レベルデータをベクトル量子化するベクトル量子化手段と、前記ベクトル量子化手段からの量子化ベクトルの各成分の計数を行う量子化ベクトル計数手段と、計数された量子化ベクトルの成分を入力とし、所定の画像種類を出力するニューラルネットワーク（神経回路網）と、出力される画像種類の判定結果を評価し決定して、前記同種画像領域の位置及び大きさのデータと合わせて決定した画像種類を出力する画像種決定手段とで構成された画像処理装置を提供する。

【手続補正 4】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0024

【補正方法】変更

【補正内容】

【0024】さらに、入力した画像信号をデジタル画像データに変換する画像入力手段と、前記入力した画像信号内から所定の大きさで小領域を選択抽出する判定対象

領域選択部と、判定対象領域の画像データから隣接する画素の所定数（N）の画素からなる局所特徴パターンを検出する局所特徴パターン検出手段と、前記局所特徴パターンをN次元空間上でベクトル量子化するベクトル量子化手段と、前記ベクトル量子化手段により量子化された代表ベクトルに対してその発生頻度を計数してヒストグラムを算出するヒストグラム生成手段と、前記ヒストグラム生成手段により求められた量子化ベクトルヒストグラムを入力として、その分布形状を識別して所望する画像種類を出力する画像種識別手段と、前記識別結果を得て、画像種類を決定する画像種決定手段とで構成された画像処理装置を提供する。

【手続補正 5】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0142

【補正方法】変更

【補正内容】

【0142】次に度数の正規化であるがこれは度数のピークにそって正規化するもので、図31（b）においては発生頻度軸方向での正規化である。

【手続補正 6】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0219

【補正方法】変更

【補正内容】

【0219】1つの判定対象ブロックにて検出される任意のベクトル Y_i の画像種ごとのブロック単位発生度数の値を $Freq(Y_{ij})$ と表し、複数ブロックでの $Freq(Y_{ij})$ の生起度数分布算出する。但し、jは識別したい画像種の数だけ連番で与えられる。例えば、活字体文字＝‘0’、手書き文字＝‘1’、写真＝‘2’、絵柄画像＝‘3’のように番号が付される。

【手続補正書】

【提出日】平成6年2月7日

【手続補正 1】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】図面の簡単な説明

【補正方法】変更

【補正内容】

【図面の簡単な説明】

【図1】図1は、本発明による実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図2】図2には、黒画素抽出の処理を行う構成を示す図である。

【図3】図3は、2値化処理及び、エッジ抽出処理を行う構成例を示す図である。

【図4】図4は、連続構成要素領域の境界抽出を行う構成を示す図である。

【図5】図5（a）は事前に画像種類の違いによる特徴を統計データより抽出して判定時の評価基準を判定する構成を示し、図5（b）は求めた評価基準を使って実際の画像種類の判定を行う構成を示す図である。

【図6】本発明の画像処理装置の概念的な構成図である。

【図7】本発明による第2実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図8】図7に示した画像処理装置の差分・2値化処理を説明するための図である。

【図9】第2実施例における孤立点除去フィルタを説明するための図である。

【図10】第2実施例におけるラベル処理を説明するための図である。

【図11】第2実施例における矩形領域抽出を説明するための図である。

【図12】第2実施例における各処理過程の出力画像を第1の例を示す図である。

【図13】第2実施例における各処理過程の出力画像を第2の例を示す図である。

【図14】第2実施例における各処理過程の出力画像を第3の例を示す図である。

【図15】本発明による第3実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図16】図15に示した比・2値化処理を説明するための図である。

【図17】第3実施例における各処理過程の出力画像を第1の例を示す図である。

【図18】第3実施例における各処理過程の出力画像を第2の例を示す図である。

【図19】第3実施例における各処理過程の出力画像を第3の例を示す図である。

【図20】第3実施例における対数差分・2値化処理の説明するための図である。

【図21】第3実施例と同様の効果をもつ2値化操作を行う場合の別構成を示す図である。

【図22】本発明による第4実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図23】第4実施例における固定閾値により2値化を行なう場合の別構成を示す図である。

【図24】第4実施例における微分フィルタによるエッジ抽出処理を説明するための図である。

【図25】本発明による第5実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図26】第5実施例における短白ラン／黒ラン変換によるブロック処理を説明するための図である。

【図27】本発明による第6実施例としての画像処理装

置の構成を示す図である。

【図 28】第 6 実施例における混在画像を同種画像領域に分割方法を説明するための図である。

【図 29】第 6 実施例における輝度レベルを修正する方法を説明するための図である。

【図 30】第 6 実施例における修正輝度ヒストグラムの算出方法を説明するための図である。

【図 31】本発明の実施例に用いたニューラルネットワークを利用するベクトル量子化器の構成を示す図である。

【図 32】第 6 実施例における判定された画像種結果を評価する方法を説明するための図である。

【図 33】複数判定対象領域による画像種判定を説明するための構成例を示す図である。

【図 34】本発明による第 7 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 35】本発明による第 8 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 36】第 8 実施例における勾配ベクトル方位と修正輝度レベルが呈する画像種毎の特徴パターンの第 2 の典型例を示す図である。

【図 37】第 8 実施例における勾配ベクトル方位と修正輝度レベルによって区別される典型特徴パターンを示す図である。

【図 38】第 8 実施例において、2 つのパラメータが示す文字種類に対する特徴を示す図である。

【図 39】本発明による第 9 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 40】本発明による第 10 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 41】第 10 実施例における輝度レベルパターンを

説明するための図である。

【図 42】第 10 実施例における局所輝度パターンの画像種ごとに分布形状の一例を示した図である。

【図 43】第 10 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 44】本発明による第 11 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 45】本発明による第 12 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 46】本発明による第 13 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 47】本発明による第 15 実施例におけるベクトル量子化について説明するための図である。

【図 48】本発明による第 16 実施例としての画像処理装置の構成を示す図である。

【図 49】従来の画像処理装置の概略的な構成図である。

【符号の説明】

1…画像入力部、1a…光学系、1b…固体撮像素子、2…カラー／モノクロ変換処理部、3…2 値化処理部、4…縮小処理部、5…連続構成要素領域の境界抽出部、6…画像種類判定部、7…データ圧縮部、11、12…差分演算処理部、13、14…2 値化処理部、15、25…合成部、16、17…黒画素再生部、20…境界線算出部、21、22…差分演算処理部、23、24…2 値化処理部、26…間引き処理部、27…LPF（ローパスフィルタ）、28…エッジ抽出部、31…エッジ抽出部、32…KL 変換部、33…基底ベクトル抽出部、34…内積演算部、35…ニューラルネットワーク部、36…教師データ入力部。

フロントページの続き

(51) Int. Cl. 6

H 04 N 1/393

7/24

識別記号

庁内整理番号

F I

技術表示箇所

H 04 N 7/13

Z